
Estudio de la Inflación en Educación Superior a partir del índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia



Presentado por

Alfredo Enrique Ávila Mendoza

LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Fundación Universitaria Los Libertadores

Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas Especialización
en Estadística Aplicada Bogotá D.C, Colombia

2018

Estudio de la Inflación en Educación Superior a partir del índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia



Presentado por

Alfredo Enrique Ávila Mendoza

en cumplimiento parcial de los requerimientos para optar al título
de

LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Especialista en Estadística Aplicada

Asesorada por

Juan Camilo Santana Contreras

Profesor

Fundación Universitaria Los Libertadores

Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas Especialización
en Estadística Aplicada Bogotá D.C, Colombia

2018

Notas de aceptación



LOS LIBERTADORES

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

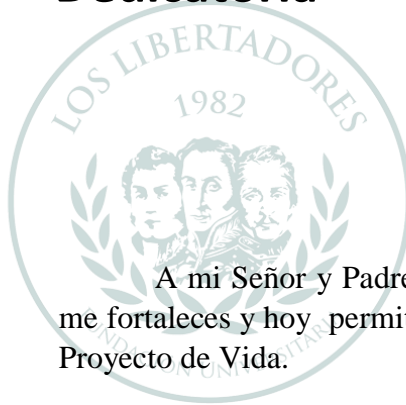


LOS LIBERTADORES

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

Las directivas de la Fundación Universitaria Los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento. Estos corresponden únicamente a los autores y a los resultados de su trabajo

Dedicatoria



A mi Señor y Padre Celestial porque en las pruebas me fortaleces y hoy permites un feliz término de esta meta, Proyecto de Vida.

LOS LIBERTADORES
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

A mis hijos hermosos Paula y Matías, razón de vivir, fuente de inspiración y criaturas pacientes, quienes con su inocencia pasaron desapercibidos los momentos de mi ausencia.

A mi hermana, Yaniré, por su gentileza y dulzura, siempre atenta para apoyar, la hermana mayor por méritos pero la menor por naturaleza.

A mi asesor Juan Camilo Santana que además de ser un apoyo durante todo el proceso de investigación de este trabajo de grado, también fungió como fuente de sabiduría y excelencia, usted mis sentimientos de respeto.

Alfredo Ávila

ÍNDICE GENERAL

Introducción	2
1. El Problema	4
1.1 Planteamiento del Problema.....	4
1.2 Formulación de Problema.....	7
1.3 Objetivos.....	8
1.4 Justificación de la Investigación.....	8
2. Marco Teórico	10
2.1 Índice de precio al consumidor.....	10
2.2 Costos de Educación Superior.....	13
2.3 Modelos de series de tiempo.....	17
3. Marco metodológico	24
3.1 Nivel de Investigación.....	24
3.2 Diseño de Investigación.....	25
3.3 Población.....	25
3.4 Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos.....	26
4. Análisis Y Resultados	27
4.1 Identificación del modelo.....	29
4.2 Estimación y diagnóstico de los parámetros del modelo.....	31
4.2.1 Estimación y diagnóstico SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂ + intervención.....	32
4.2.2 Estimación y diagnóstico modelo SARIMAX.....	35
4.2.3 Estimación y diagnóstico ARIMAX (1,1,0).....	37
4.2.4 Elección del Modelo.....	38
4.3 Predicción out sample.....	39
4.4 Predicción fuera de la muestra.....	41
4.4.1 Modelo de pronóstico de las covariables	41
4.4.2 Predicciones fuera de muestra covariables.....	43
4.4.3 Predicciones fuera de muestra modelo ARIMAX (1,1,0).....	43

4.5 Modelo resultante.....	44
5. Conclusiones y Recomendaciones	45
6. Referencias Bibliográficas	51

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Grupos y subgrupos de bienes y servicios.....	17
Tabla 2: Técnicas de análisis de predicción.....	23
Tabla 3: Población de Estudio.....	26
Tabla 4: Periodos de tiempo para el modelo ARIMA.....	28
Tabla 5 Test de raíces unitarias.....	29
Tabla 6 Desviaciones estándar de estimación.....	31
Tabla 7 Clasificación de modelos estimados.....	31
Tabla 8: Valores atípicos SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	33
Tabla 9: Clasificación de modelo SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) ₂ con intervención.....	34
Tabla 10 Correlación de Pearson de las covariables.....	35
Tabla 11 Clasificación del modelo SARIMAX(0,1,9)(0,1,1) ₂	36
Tabla 12: Clasificación de modelo ARIMAX(1,1,0).....	37
Tabla 13. Resumen de modelos propuestos.....	38
Tabla 14. Clasificación de los modelos según RMSE y MAE.....	39
Tabla 15. Pronostico aut sample.....	40
Tabla 16. Modelo de pronóstico de las covariables.....	41
Tabla 17. Predicciones fuera de muestra covariables.....	43
Tabla 18. Predicciones fuera de muestra.....	44
Tabla 19 Pronostico por carrera de las matriculas IES.....	50

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Serie de tiempo semestral ICES 1998(I) -2017(II).....	27
Gráfico 2: Serie de tiempo semestral variación porcentual ICES 1998(I) 2017(II).....	27
Gráfico 3: Serie de tiempo ICES más ACF y PACF.....	29

Gráfico 4: Serie de tiempo ICES diferenciada, $d=1$ y $D=1$ en periodo 2.....	30
Gráfico 5: Diagnóstico Modelo SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	32
Gráfico 6: Diagnóstico Modelo SARIMAX (0,1,1)(0,1,1) ₂ con intervención.....	34
Gráfico 7: Series de tiempo de las covariables.....	36
Gráfico 8: Diagnóstico Modelo SARIMAX(0,1,9)(0,1,1) ₂	37
Gráfico 9: Diagnóstico Modelo ARIMAX(1,1,0)	38
Gráfica 10 Pronostico de los modelos diseñados.....	40
Gráfico 11: Serie Cov1: ICES-Per SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) ₂ + valores atípicos.....	42
Gráfico 12: Serie Cov2: ICES-Ser SARIMAX(1,1,1)(0,1,1) + valores atípicos.....	42
Gráfico 13: COV4:IPC - SARIMAX(0,1,0)(1,1,1)+AO2,IO7.....	43
Gráfico 14: Predicciones fuera de muestra.....	44
Gráfico 15: Serie de tiempo ICES vs. IP 1998-2017.....	47
Gráfico 16 Evolución de la matrícula, 1980-2010.....	48

Fundación Universitaria Los Libertadores
Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas Especialización en
Estadística Aplicada Bogotá D.C, Colombia

**Estudio de la inflación en educación superior a partir del índice ICES y su relación
con algunos factores de demanda en Colombia**

Autor: Ávila Mendoza, Alfredo Enrique

Asesor: Juan Camilo Santana

Fecha: Junio 2018

RESUMEN

El presente trabajo ha tenido como finalidad realizar un estudio estadístico de series temporales sobre la inflación en educación superior, a partir del Índice ICES y la relación con algunos factores de demanda en Colombia en el periodo 1998-2017. Se fundamenta en teoría económica relacionada con el Índice de Precios al Consumidor (IPC), el Índice de Costos de la Educación superior y la teoría econométrica sobre series de tiempo. El estudio hace un análisis cuantitativo, con un grado de profundidad descriptivo, diseño de investigación observacional, no experimental de tipo longitudinal. Se usaron fuentes primarias de información provistas por el Departamento Administrativo Nacional de Estadísticas (DANE). Las series temporales fueron: ICES periodo 1998-2017, y las series de tiempo IPC transformadas semestralmente. Se procesó los datos con el programa estadístico R, los resultados fueron confrontados con el marco teórico. Se concluyó que, las variables que más influyen en los costos de las IES son los Gastos de Personal, seguido del Gastos por bienes y servicios y finalmente el IPC. Así mismo, el mejor modelo de predicción fue el ARIMAX (1,1,0) más variables exógenas, las cuales maximizaron la efectividad del modelo de pronóstico. Finalmente, aunque observa una desaceleración de crecimiento en el sector educativo universitario, los costos superan y superarán la capacidad adquisitiva de la mayoría de la población colombiana.

Palabras claves: Índice de Precios al Consumidor (IPC), Índice de Costos de la Educación superior (ICES), series de tiempo, ARIMAX., inflación.

Introducción

La educación superior se considera la piedra angular del desarrollo de todas las sociedades, esta permite erradicar la pobreza, fomentar el desarrollo sostenible, resuelve problemas económicos, culturales, sociales y científicos lo cual se traduce en la acumulación de capital humano, impactando crecimiento de una nación. Los grandes cambios ocurridos en el sistema educativo mundial se han traducido en grandes avances en el sistema tecnológico y en el conocimiento científico entre otros. Por tal motivo, es necesario contar con un sistema de educación superior altamente competitivo que responda eficazmente a las demandas crecientes de una sociedad cambiante y globalizada.

El sistema educativo colombiano, esta representado por el Ministerio de Educación Nacional y las Instituciones de Educación Superior (IES) Públicas y Privadas; para garantizar una oferta de educación de calidad, debe hacer importantes inversiones económicas que permitan fortalecer aspectos estructurales como en el personal académico y la investigación, internacionalización del currículo, dominio de otras lenguas, multiculturalismo, sistemas de gestión para el mejoramiento continuo entre otros. Esto ha permitido que la educación colombiana mejore progresivamente en el tiempo. Sin embargo, ante la poca capacidad de la educación pública de cubrir la demanda, la educación privada se convierte en casi la única opción de ingreso, por el alto costo de este servicio recae en los consumidores, representadas por familias cuyos ingresos económicos son muy inferiores a los exigidos por las IES.

En tal sentido, el presente escrito busca dar un aporte al estudiar estadísticamente series temporales de datos socioeconómicos y macroeconómicos, que puedan servir de referencia en la toma de decisiones en pro de una educación de alta calidad e inclusiva económicamente para la población colombiana y de forma especial a los menos favorecidos. Las series en estudio corresponden al Índice de Costos de la Educación Superior (ICES) y el Índice de Precios al Consumidor. Se analizan estadísticamente, a través de procedimientos basados en la teoría econométrica de series temporales, de forma especial en las predicciones; que se realizaron a partir de los modelos ARIMA, originalmente introducida a través de los trabajos pioneros de Box y Jenkins.

Por consiguiente, la investigación procura estudiar la inflación en educación superior a partir del índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia, establecido en diversas etapas y que se presentan en este informe, de acuerdo con el siguiente esquema: Capítulo I, Planteamiento del Problema, en el que se hace la formulación e identificación del problema; justificación; y objetivos de la investigación. Capítulo II, Marco teórico, que contiene las bases teóricas. Capítulo III, Diseño metodológico, donde se hace la descripción de la investigación, se establece la población las técnicas de análisis de datos. Finalmente el Capítulo IV, conclusiones y recomendaciones; en el que se analizan los resultados obtenidos del proceso de análisis estadístico.

1.1 Planteamiento del Problema

La educación superior es el proceso de formación permanente, personal, cultural y social que se fundamenta en una concepción integral de la persona humana que, además de contribuir en la construcción del perfil vocacional y profesional en la socialización moderna, cumple un papel estratégico en el proyecto de desarrollo económico, social y político en el que está inmersa la Nación. Al respecto, la Organización de las Naciones Unidas para la Educación (UNESCO, 2014) señala que, la educación superior ayuda a erradicar la pobreza, fomentar el desarrollo sostenible y alcanzar objetivos acordados en el plano internacional, además de comprender y hacer frente a problemas económicos, culturales, sociales y científicos, así como de promover el pensamiento crítico y la ciudadanía activa.

Múltiples autores concuerdan con la idea anterior, en palabras de Misas (2004) la importancia estratégica de la educación superior se hace visible tan pronto como se reconocen los efectos de la incorporación de la ciencia y la tecnología, en los procesos de trabajo, en la producción de la riqueza material y simbólica y en el desarrollo de la organización social. En ese mismo sentido se pronuncia Pardo (2006), al indicar que la educación de la población se traduce en la acumulación de capital humano, lo cual impacta en el crecimiento de una región. Finalmente, Trujillo, Sepúlveda y Parra (2011) señalan que los grandes cambios ocurridos en el sistema educativo mundial se han traducido en grandes avances en el sistema tecnológico y en el conocimiento científico, lo que trajo como consecuencia el desarrollo concomitante en procesos interdisciplinarios que llevó a nuevos campos del saber y a un desarrollo tal, que apareció la necesidad de crear una globalización en el proceso educativo que genere una integración académica entre las distintas instituciones de Educación Superior.

Queda evidenciada la importancia que genera la educación superior en el desarrollo de un país, sin embargo, cada año es más difícil acceder a dicho sistema educativo de calidad. La oferta en educación pública superior sigue siendo débil en Colombia, tal es el caso las mejores universidades hacen exámenes de ingreso, en los que casi el 80 % de los aspirantes se queda sin acceso. El primer obstáculo que se evidencia es la escasez de cupos, en relación con la alta demanda, y la consiguiente alta competencia por estas pocas ofertas de estudio. Para Gómez y Celis (2009), el Gobierno no tiene la capacidad para aumentar la oferta de educación superior por su propia cuenta lo cual

constituye un problema importante que enfrenta Colombia. Además, dicha oferta ha venido aumentando en la medida en que la población y la economía van creciendo.

El segundo obstáculo es el gasto público, según el estudio deuda pública 2017 de EAE Business School, que analiza la situación de la deuda pública en la Unión Europea, Latinoamérica y el resto del mundo, además de realizar una previsión de los niveles de deuda pública hasta 2021, reveló que esta deuda en Colombia, en porcentajes y en relación a su PIB en 2016, fue de 47,6% y que la variación del PIB entre 2005 a 2016 ha sido del 24,3%. Por lo que se requiere de una estricta disciplina fiscal para controlar la inflación y asegurar el crecimiento. En palabras de Bosch, *et al.* (2015), El Gobierno Colombiano ya se encuentra agobiado por un sistema público de pensiones costoso y el alto costo de la violencia, y está buscando implementar una recuperación de costos en el sistema universitario público.

Ante tal situación la educación privada se consolida como una fuerte alternativa, para miles de jóvenes en el país. El problema es que cada año los costos de matrícula suben, lo que dificulta aún más el ingreso a la educación superior. El Observatorio de la Universidad Colombiana (2017) ejemplifica este escenario, a través del costo en salarios mínimos vigentes que un estudiante debe pagar por carrera universitaria: Administración de Empresas requiere 16,79 salarios mínimos vigentes (smv), Arquitectura 13,32 smv., Biología 13,08 smv., Comunicación Social 12,73 smv., Contaduría 9,02 smv., Derecho 15,77 smv, entre otras. Como se puede observar, hay una inmensa brecha entre el salario percibido por la mayoría de los colombianos y los costos educativos, lo que obliga a los estudiantes recién egresados de la educación media, a tomar una de tres opciones de decisiones: no seguir estudiando y entrar al campo laboral formal o informal, trabajar para pagar educación técnica o afines, asumir créditos educativos con las universidades o entidades financieras para financiar su educación, y terminan endeudados por años.

Por otra parte, en Colombia cerca del 81% de los trabajadores gana en promedio un salario mínimo mensual vigente. Esto según datos de Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE, 2015). Sin embargo, que este porcentaje de la población gane un salario mínimo, indica que la productividad del país no es buena, pues la teoría económica sugiere que las empresas están dispuestas a pagar

salarios superiores al de equilibrio con el fin de seleccionar a los trabajadores más productivos.

Otro aspecto que queda en evidencia, según el informe “Focus on minimum wages after the crisis” de OCDE, es la desigualdad en el ingreso. Colombia ocupa el tercer puesto en mayor desigualdad del ingreso entre 168 países del mundo, de acuerdo con el Informe sobre Desarrollo Humano presentado por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD). El último coeficiente de “Gini” reportado para Colombia es de 53,9. Según la OCDE, en todos los países que conforman la organización, el ingreso laboral es el principal factor de desigualdad de los ingresos totales. En tal sentido, al contrastar la situación económica del país con los gastos educativos superiores, se concluye que cada año es más costoso, en salarios mínimos, pagar un semestre en una universidad privada.

Otro aspecto que se suma a la crisis de acceso a la educación superior es la inflación nacional, según cifras del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), en los últimos seis años, en cinco oportunidades el incremento de los costos para las universidades ha sido superior a la inflación. Esta idea queda reafirmada, de acuerdo con Aldana (2017) director de la firma consultora B.O.T., el precio de las matrículas ha subido muy por encima de la inflación en los últimos años. Entre 2009 y 2015, la inflación fue del 2,8 % anual, mientras que en promedio las matrículas subieron un 4,8% anual. “A manera de ilustración, si una matrícula que costaba 100 pesos en 2009, en 2015 ya costaba 132 pesos, cuando solo debería valer 118 pesos si se ajustara a la inflación.

Por otra parte, el Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior ICFES y el Departamento Administrativo Nacional de Estadística DANE, diseñan el indicador “Índice de Costos de la Educación Superior (ICES),” que permita calcular las variaciones porcentuales promedio para una canasta representativa de los bienes y servicios consumidos por las instituciones, para proveer el servicio de educación superior de carácter privado y público. De acuerdo con el ICES, los costos para la educación superior en el 2017, se ubicó en 6,21%, lo que registra el incremento más alto en la tarifa, ya que el IPC marcó 4,09%, lo cual representa 212 puntos básicos de diferencia.

Este aumento porcentual, se ve reflejado en el aumento del precio de las matriculas, dicha situación es justificada, según las autoridades universitarias, por varios factores; entre los que se destacan el salario de los profesores e investigadores de planta, el sueldo de los profesores que trabajan por hora cátedra, el pago a los funcionarios de nivel directivo y profesional, al igual que a los de nivel técnico y administrativo, distintos honorarios, los pagos a directivos docentes, los gastos en equipos de oficina, equipos de cómputo y comunicación y fotocopias. Recursos indispensables para ofertar educación de alta calidad.

Finalmente, como se ha podido evidenciar en los párrafos anteriores, el país requiere de la formación de capital humano que permita el impulso de la nación en todos sus ejes de acción y desarrollo; para lograrlo se requiere educación de calidad ofertada por la educación superior, la cual registra costos muy altos. Asimismo, los altos costos no pueden ser asumidos por la población colombiana ya que mayoría no registra ingresos salariales equivalentes a las demandas de las instituciones de educación superior. Por lo que, la población estudiantil se ve obligada a asumir deudas con entidades financieras, convirtiendo a la educación en negocio muy lucrativo. Ante tal escenario, la presente investigación pretende realizar un estudio estadístico de series temporales de la inflación en educación superior, a partir del Índice ICES y la relación con algunos factores de demanda en Colombia, con el propósito describir con mayor exactitud la problemática, prediciendo a través de modelos estadísticos los escenarios futuros, que sirva de referencias para otras instancias en la toma de decisiones pertinentes en el marco referencial dado.

1.2 Formulación del Problema

En el contexto del problema planteado, se puede formular la siguiente interrogante:

¿Cómo se ha comportado la inflación en educación superior a partir del índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia?

De esta interrogante se derivan otras específicas:

¿Cuáles han sido las características del alto costo de la educación superior y su impacto en el IPC nacional en el periodo 1998-2017?

¿Qué factores han incidido de forma significativa en el alto costo de la educación superior en el periodo 1998-2017?

¿Cuál es el mejor modelo de predicción con series temporales, aplicado al índice ICES y las covariables objeto de estudio en el periodo 1998-2017?

¿Cuál será la inflación en educación superior en Colombia según el índice ICES y su impacto en el consumidor para el periodo 2018 -2020?

1.3 Objetivos

Objetivo General

Estudiar la Inflación en Educación Superior a partir del índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia en el periodo 1998-2017.

Objetivos Específicos

Describir las características del alto costo de la educación superior y su impacto en el IPC nacional en el periodo 1998-2017.

Identificar los principales factores que han incidido en el alto costo de la educación superior en Colombia en el periodo 1998-2017.

Determinar el mejor modelo de predicción con series temporales, aplicado al índice ICES y las covariables objeto de estudio en el periodo 1998-2017.

Pronosticar la inflación en educación superior según el índice ICES y su relación con algunos factores de demanda en Colombia para el periodo 2018 -2020.

1.4 Justificación

La pertinencia de esta investigación radica en la importancia que tiene la educación superior en el desarrollo de la Nación, esta permite erradicar la pobreza, fomentar el desarrollo sostenible, resuelve problemas económicos, culturales, sociales y

científicos entre otros. Por tal motivo, es necesario contar con un sistema de educación superior altamente competitivo que responda eficazmente a las demandas crecientes de una sociedad cambiante y globalizada.

El sistema educativo colombiano, representada por instituciones de educación superior públicas y privadas, para garantizar una oferta de calidad deben hacer importantes inversiones económicas que permitan fortalecer aspectos estructurales como lo académica, la investigación, internacionalización del currículo, dominio de otras lenguas, multiculturalismo, sistemas de gestión para el mejoramiento continuo entre otros. Esto ha permitido que la educación colombiana mejore progresivamente en el tiempo. Sin embargo, el costo de este servicio recae en los consumidores, representadas por familias cuyos ingresos económicos son muy inferiores a los exigidos por las IES.

En tal sentido, la presente investigación busca dar un aporte al estudiar estadísticamente series temporales de datos socioeconómicos y macroeconómicos, que puedan servir de referencia en la toma de decisiones en pro de una educación de alta calidad e inclusiva económicamente para la población colombiana y de forma especial a los menos favorecidos.

Finalmente, el presente estudio tiene una justificación teórica, metodológica y estadística, ya que argumenta sus procedimiento en la teoría econométrica de series temporales, de forma especial en las predicciones; que se realizaron a partir de los modelos ARIMA, los cuales desde los 70's han ganado un papel fundamental en la literatura sobre predicción. Originalmente introducida a través de los trabajos pioneros de Box y Jenkins.

2. Marco Teórico Referencial

La importancia de una investigación radica en las bases teóricas que sustentan el tema, al respecto Arias (2012), argumenta que “...las bases teóricas implican un desarrollo amplio de los conceptos y proposiciones que conforman el punto de vista o enfoque adoptado para sustentar o explicar el problema planteado” (p.107). En este sentido, a continuación se presentan las teorías que dan sustento a la presente investigación.

2.1 Índice de Precio al Consumidor

El índice de Precios al Consumidor (IPC) es una medida que permite observar que tanto han subido o que tanto han bajado, en un mes o en un trimestre, los precios de los productos y servicios. Los IPC son estadísticas oficiales comúnmente producidas por las oficinas nacionales de estadística, los ministerios de trabajo o los bancos centrales; en Colombia está a cargo del Departamento Nacional de Estadística (DANE). Para esto el DANE, encuesta por muestreo no probabilístico a todos los establecimientos de comercio al por menor, ubicados en el área urbana que distribuyen bienes y servicios de consumo final y que son demandados por los hogares del país; y por muestreo probabilístico a colegios, hospitales y viviendas en arriendo; atendiendo a criterios mínimos de inclusión como: afluencia relevante de compradores, abundante variedad de artículos para la venta al por menor y posibilidades reales de permanencia en el mercado, de forma tal que posibilite el seguimiento regular de precios.

A partir de esta información, se comparan los nuevos precios con los que tenían los mismos productos y servicios hace un mes, y se calcula que tanto han variado. De esta manera se obtiene el IPC, el cual técnicamente es un indicador que permite medir la variación promedio de los precios al por menor entre dos períodos de tiempo, de un conjunto de bienes y servicios que los hogares adquieren para su consumo.

El IPC mide el ritmo de la inflación de los precios conforme la experimentan y perciben los hogares en su papel de consumidores. Asimismo, se utiliza mucho como variable representativa del índice general de la inflación para la economía en su totalidad, en parte debido a la frecuencia y la puntualidad con que se produce. Ha llegado a ser una

Estadística clave para la determinación de políticas, en especial las de índole monetaria. Tal es el caso, que se usa como factor de ajuste salarial, estados financieros, demandas laborales y fiscales, para el cálculo del incremento de los cánones de arrendamiento (Ley 820 de 2003), cálculo de la pérdida de poder adquisitivo de la moneda, para equilibrios en partidas de las cuentas nacionales, análisis del comportamiento de la economía, en el ajuste de ciertos beneficios sociales como las jubilaciones, los subsidios por desempleo y otros pagos del gobierno.

La metodología estándar usada en Colombia, específicamente en trece ciudades: Bogotá, Cali, Medellín, Barranquilla, Bucaramanga, Manizales, Pereira, Pasto, Cúcuta, Cartagena, Neiva, Montería y Villavicencio; y un agregado nacional; para el cálculo del IPC se fundamenta en el concepto de variante a los índices tipo Laspeyres, razones geométricas en el nivel básico y promedios aritméticos ponderados en los niveles agregados. Según Caisedo, citado por Pérez y Trespalacios (2014), el índice Laspeyres es la razón de lo que cuesta hoy comprar la misma canasta de bienes y servicios de lo que costó en el período pasado; en consecuencia, mide el cambio ocurrido entre períodos de tiempo en el costo total de comprar una canasta de bienes y servicios representativa del primer período, o período base. La canasta de compras del consumidor correspondiente al período base se valoriza primero tomando los precios del período base y luego se valoriza repetidamente tomando los precios de los períodos sucesivos. Esta metodología, según Organización Internacional del Trabajo, et al. (2006) tiene al menos tres ventajas prácticas: es fácil de explicar al público, permite utilizar en forma reiterada los mismos datos sobre compras de los consumidores obtenidos de alguna encuesta de hogares anterior o de alguna fuente administrativa (en lugar de requerir nuevos datos todos los meses) y no necesita ser revisada, al suponerse que los usuarios están satisfechos con el concepto de Laspeyres.

Así mismo, los bienes y servicios seleccionados se encuentran organizados de acuerdo con un sistema de clasificación, o estructura de construcción, el cual permite que cada bien o servicio ocupe uno y sólo un lugar en la misma, además que cada categoría o nivel se construya por agregación de categorías o niveles más simples, hasta llegar al total nacional. Según la Dirección de Metodología y Producción Estadística (DIMPE, 2017), está sistematizado de la siguiente forma: Grupos de gastos-Agregación de subgrupos de

gastos, Subgrupos de gastos - Agregación de clases de gasto, Clases de gasto - Agregación de gastos básicos y Gastos básicos - Agregación de artículos o variedades.

El IPC se clasifica en ocho grupos diferentes, con un número determinado de artículos: Alimentos (136 artículos de 1.882 fuentes de información), Vivienda (65 artículos de 4.904 fuentes de información), Vestuario (44 artículos de 2.275 fuentes de información), Salud (29 artículos de 1.498 fuentes de información), Educación (31 artículos de 1.434 fuentes de información), Cultura, diversión y esparcimiento (28 artículos de 1.465 fuentes de información), Transporte y Comunicaciones (34 artículos de 879 fuentes de información) y Gastos Varios (38 artículos de 1.071 fuentes de información).

En el caso de la presente investigación, es de especial interés la inflación en educación, de forma particular, la inflación en educación superior. Desde el inicio de su publicación oficial en 1954, en Colombia se usa el IPC como herramienta para estimar los valores para los pagos por matrículas que permiten el acceso a la educación superior. Sin embargo, se cuestionaba dicha aplicación dadas las características de diseño del índice: el IPC calcula específicamente la variación promedio en el precio de las matrículas que asume el hogar, y de manera general, el comportamiento observado para los precios de los bienes y servicios representativos del consumo del hogar. Dicha situación distorsionaba el funcionamiento de la educación superior, por lo que, el Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (ICFES) y las instituciones de educación superior privadas, plantearon la necesidad de diseñar un indicador especializado que determinara la evolución de los costos asumidos por las instituciones, y que por lo tanto, se desarrollara a partir de su estructura de costos, entendiéndose que una proporción importante de la misma, estaría afectada por el componente de salarios.

A partir de lo anterior, el DANE y el ICFES suscriben el convenio Inter administrativo No 3226 de diciembre de 1995, cuyo objeto técnico fue la construcción de un indicador especializado, que a partir de la estructura de gastos propia de las IES privada, de cuenta de su evolución. Al indicador especializado se le conoce hoy en día con el nombre de ICES, Índice de costos de la educación superior, el cual se explicará a continuación.

2.2 Costos de Educación Superior

Como se mencionó anteriormente, la educación superior cumple un papel estratégico en el proyecto de desarrollo económico, social y político en el que está inmersa la Nación, ya que, ayuda a erradicar la pobreza, fomentar el desarrollo sostenible y alcanzar objetivos acordados en el plano internacional, además de comprender y hacer frente a problemas económicos, culturales, sociales y científicos, así como de promover el pensamiento crítico y la ciudadanía activa.

En tal sentido, las Instituciones de Educación Superior trabajan en beneficio de la sociedad bajo una cultura de planeación, gestión organizacional y evaluación permanente que, constituyen sus bases para el desarrollo permanente de procesos de modernización y de direccionamiento hacia el cumplimiento de la misión institucional y de sus funciones sustantivas. Tal como lo señala el Colegio Mayor De Nuestra Señora Del Rosario (2015), el accionar de las universidades se enmarca dentro de diversas acciones estratégicas: captar y desarrollar estudiantes de desempeño sobresaliente, efectividad en el proceso formativo de los estudiantes, responder a demandas de carácter internacional y reconocimiento nacional, sostenibilidad de largo plazo sin sacrificar el posicionamiento a corto plazo, fortalecer el cuerpo profesoral de excelencia y soportar el desarrollo institucional en un hábitat competitivo. Por consiguiente, para la ejecución de las actividades que desarrollan las aspiraciones estratégicas, requiere de la inversión de importantes recursos económicos a lo largo del tiempo. Entre estos cabe mencionar los siguientes:

Fortalecimiento académico y de la investigación: renovación pedagógica y curricular, retención de estudiantes, ampliación de fronteras académicas, consolidación del cuerpo profesoral, desarrollo y consolidación de la investigación incorporación de tecnologías en el proceso académico, creación de redes internacionales de investigación, apoyo a ponencias, investigación y extensión universitaria.

Consolidación de la identidad y la comunidad universitaria: fortalecimiento de la proyección del medio universitario, relaciones con los egresados.

Internacionalización de la universidad: Internacionalización del currículo, dominio de otras lenguas, multiculturalismo, servicios de educación transfronteriza, fomento a la movilidad entrante y saliente, internacionalización de la institución universitaria.

Fortalecimiento de los servicios de apoyo: sistemas de gestión para el mejoramiento continuo, desarrollo integral de los colaboradores académicos y administrativos, desarrollo de competencias en el manejo de un segundo idioma, integración de tecnologías de la información, seguridad informática, desarrollo del sistema de gestión financiera.

Posicionamiento y reconocimiento de la Universidad: Construcción de marca, eventos que apoyan la construcción de país y la discusión de los grandes temas del acontecer nacional.

Hábitat y gestión logística: Planeamiento y desarrollo de la infraestructura física, servicios complementarios de apoyo logístico, mantenimiento, planeación, adecuación desarrollo y construcción de nuevas instalaciones.

Como se pudo observar, las IES justifican sus costos en el desarrollo y ejecución de los planes que dan sentido a las aspiraciones estratégicas planteadas en su proyecto institucional, en pro de una educación de alta calidad, competitiva nacional e internacionalmente. Estas medidas, implican que se deba mantener el ritmo de las inversiones en capital fijo, proveniente de su principal fuente de ingreso; las matrículas de los estudiantes, las cuales son ajustadas periódicamente.

El incremento de los ingresos por matrículas obedece a una combinación de variables: número de estudiantes nuevos, número de estudiantes que egresan de la institución, estudiantes nuevos por nuevos programas e incrementos en las tarifas de los servicios académicos; que en su detalle llevan a concluir que el aumento proveniente de modificaciones en las tarifas, siempre está por encima del Índice de Precios al Consumidor. Por otro lado, el estado, controla el ajuste de dichas matrículas, tal como lo señala el parágrafo único del Artículo 10 de la Resolución 20434 de 2016 emitida por el MEN, el reajuste señalado toma como base la variación del Índice de Precios al Consumidor acumulado en el periodo anterior.

Esta disparidad, entre la legislación; que sostenía el IPC como parámetro de incremento de precios, y los requerimientos de las Instituciones de Educación Superior de incrementar el precio de sus matrículas por encima de la inflación; combinado con el volumen de estudiantes de programas actuales y nuevos genere utilidades que permitan el desarrollo de su plan estratégico; dieron origen Índice de Costos de la Educación Superior ICES, indicador que mide la variación promedio semestral de los precios de los bienes y servicios representativos de los costos y gastos, que realizan las IES para el desarrollo de su objeto social. El alcance de índice incluye las erogaciones realizadas con fines exclusivamente académicos, como los administrativos y los derivados de otras actividades que suelen realizar las instituciones, como la investigación.

Según el DIMPE (2013) para la construcción del ICES se requiere de una base que permita la conformación de la estructura de gastos en bienes y servicios; que al ser adquiridos y consumidos por las IES se presentan en el Estado de Pérdidas y Ganancias además de la estructura de las compras (costos bienes y servicios). En tal estructura se tiene en cuenta información clave para la investigación que se divide en cuatro capítulos así: I) Datos generales de la institución, II) Gastos de personal, III) Compra de bienes y servicios, IV) Impuestos y depreciaciones. Criterios para seleccionar la canasta.

La información se obtiene, a partir del criterio de experto, con muestreo no probabilístico, de todas las IES (universidades, instituciones universitarias, instituciones tecnológicas e instituciones técnicas, de carácter público y privado, localizadas en el territorio colombiano) calificadas como tales según la Ley 30 de 1992 y el Ministerio de Educación Nacional (Instituciones activas según el SNIES); alrededor de 220 IES públicas y privadas y 520 proveedores para el grupo de compra de bienes y servicios ubicadas en las 24 ciudades capitales de departamento, y los establecimientos ubicados en Bogotá, Medellín, Cali, Barranquilla y Bucaramanga, donde dichas instituciones adquieren los insumos (bienes y servicios) necesarios para su funcionamiento. Es importante mencionar que, se excluyen las instituciones dedicadas a ofrecer de manera exclusiva los servicios de educación no formal, para el trabajo o de educación primaria, básica o secundaria; y aquellas cuyos fines sociales determinen este tipo de servicios, acompañados con la oferta de educación superior, y que además no cuenten con información contable que permita la diferenciación de operaciones. La exclusión se

establece con el fin de depurar los resultados obtenidos, enfocándose en los generados para las instituciones que ofrecen educación superior específicamente.

Los resultados producidos por el índice se integran en grupos, según adaptación del Plan Único de Cuentas (PUC): gastos de personal y compra de bienes y servicios, del mismo se dependen subgrupos y clases de costo; tipos de institución (universidades, instituciones universitarias, instituciones tecnológicas e instituciones técnicas); así como el carácter de la institución (público y privado).

Dentro de la estructura de la canasta del indicador se identifican dos componentes particulares: un nivel “fijo” y otro “flexible” adoptados de la metodología del nuevo IPC; donde se aprovechan las ventajas prácticas de los indicadores de base fija y al mismo tiempo se trabajan subcanastas de composición variable para actualizarlas periódicamente, de acuerdo con los requerimientos propios de las instituciones. Dentro de la estructura de la canasta del indicador se identifican dos componentes: Nivel fijo- Es la parte de la estructura del indicador que trabaja en el marco tradicional de los índices de base fija, en particular los de tipo Laspeyres, puesto que tiene asociada una ponderación de gasto fijo derivada de la encuesta básica. Sólo puede ser actualizada a partir de la aplicación y procesamiento de una nueva encuesta básica. Es objeto de difusión y publicación. El nivel “fijo” del ICES está compuesto por tres categorías que de mayor a menor nivel de agregación son: grupo, subgrupo y gasto básico.

El Grupo, es el nivel general de la estructura donde se identifican los agregados de gastos de personal y compra de bienes y servicios. El subgrupo: es el siguiente nivel de agregación, donde la relación de sus componentes se debe a la función de uso que, aunque sea homogénea, puede ser derivada de gastos de diferente naturaleza. Y Gasto básico que corresponden al nivel fundamental de la estructura, que además corresponde al nivel más bajo para el cual se tiene ponderación fija. Es importante aclarar que no siempre llega al nivel total de desagregación donde se identifica literalmente el nombre de los bienes, servicios o cargos que componen cada rubro del gasto.

Por otro lado, el nivel flexible es la estructura susceptible de ser modificada con base en un análisis económico y estadístico especializado que permite detectar cambios

en los patrones que sirven para un seguimiento de precios en el ejercicio. Este nivel resulta de una innovación en el marco de los índices de precios.

Tabla 1
Grupos y subgrupos de bienes y servicios

Grupos	Subgrupos
Gastos de persona	Personal no docente
	Personal docente
Compra de bienes y servicios	Mantenimiento
	Vigilancia
	Aseo
	Viáticos y gastos varios
	Transporte y telecomunicaciones
	Servicios públicos
	Papelería
	Otros insumos y suministros
	Compra de equipo

Fuente: ICES 2013

Finalmente, como se ha explicado en párrafos anteriores, el índice de costos de la educación superior ICES, constituye una valiosa herramienta que brinda información sobre los precios de los insumos que adquieren los establecimientos educativos privados y públicos en el mercado de la educación para su funcionamiento. Información que es relevante para el Gobierno, gremios, investigadores y las instituciones de educación superior, con el fin de evaluar los parámetros para fijar el incremento de las matrículas privadas en el año siguiente. El procesamiento estadístico de la información obtenida, empalmada desde el primer semestre 1998 a la fecha, genera series de datos que pueden ser analizadas en el tiempo a través de modelos estadísticos econométricos. Dichos modelos serán explicados a continuación.

2.3 Modelos de series de tiempo

Como se ha mencionado anteriormente el ICES la conforman una serie de datos temporales semestrales empalmada desde el primer semestre 1998 a la fecha. Adicionalmente, se integran al estudio tres grupos de variables con alto grado de correlación, dos corresponde a los agregados de gastos de personal y compra de bienes y servicios del ICES, que muestra la evolución de la de gastos en el corto plazo, proporcionando al modelo mayor explicación, y la tercera corresponde al IPC nacional.

Para el análisis de los datos señalados se empleará teoría econométrica, de forma especial en las predicciones, se realizarán a partir de los modelos ARIMA, los cuales desde los 70's han ganado un papel fundamental en la literatura sobre predicción. Originalmente introducida a través de los trabajos pioneros de Box y Jenkins, ésta generalización de los modelos autorregresivos y de medias móviles (ARMA) probó ser bastante efectiva a pesar de su sencilla computación y se instauró de ese modo como una alternativa relevante a los modelos estructurales, por entonces muy extendidos en la práctica de predicción. Es importante señalar que, para Green y Armstrong (2015), es aconsejable y conveniente sopesar que los procedimientos técnicos utilizados para la predicción económica deberían ser siempre lo bastante simples (sencillos de interpretar) como para ser entendidos por cualquier usuario de las predicciones. La forma tradicional de generar y aplicar modelos ARIMA es utilizando la metodología elaborada por Box y Jenkins. Si bien existen distintas variantes de como esta se aplica, la forma más general es la que divide el proceso en cuatro pasos: identificación de la estructura del modelo, estimación de los parámetros del modelo, diagnóstico del modelo y la posterior predicción.

Los modelos ARIMA, se construyen empíricamente a partir de la propia serie temporal observada y, básicamente, dependen de tres componentes subyacentes e inherentes al proceso. El término autorregresivo (AR), el integrado (I) y el de media móvil (MA). En la práctica, el procedimiento consiste en encontrar el orden (p) para el proceso autorregresivo, el orden (q) para el proceso de media móvil, y un nivel de diferenciación (d) que, en conjunto, permita construir el modelo que se ajuste mejor a la serie histórica de datos y que, además pueda realizar predicciones de una manera certera. El proceso integrado i indica el grado de diferenciación que se requiere para que la serie sea estacionaria, condición indispensable en los modelos ARIMA.

La aplicación de los modelos ARIMA, al nivel univariado hasta ahora comentado, presenta algunas limitaciones como herramienta de predicción, su incapacidad para detectar esos "efectos asociados a sucesos atípicos" que dan lugar a errores como:

- Errores en la cuantificación de algún dato de la serie o cambios en el criterio de cálculo.

- Acontecimientos extraordinarios que afectan puntualmente al fenómeno en estudio (huelga, cambio de gobierno, devaluación, entre otros.)
- Variación en el comportamiento estacional (oscilaciones del período de semana santa, cambios climatológicos para un mismo período en diversos años, etc.)

En algunas ocasiones, el "valor atípico u observaciones anómalas" puede eliminarse (corrigiendo el error en la serie); en otras, es posible interpretar el posible error de predicción como una estimación del efecto que ha provocado una cierta "intervención". Sin embargo, hay ocasiones en el que es conveniente formalizar el estudio de esos impactos especiales: ése es el objetivo del llamado análisis de intervención que consiste en introducir variables en el modelo que permitan reflejar la presencia de cambios en la serie que no responden a ningún patrón sistemático de comportamiento. La estrategia básica consiste en, una vez identificado el modelo ARIMA, se incluye una o más variables ficticias que representen los cambios mencionados.

Los tipos básicos de variables de intervención son las siguientes: El variable impulso (AO: additive outlier), afecta solo en un punto aislado (o en diversos puntos, pero separados entre sí); Variable de escalón (LS: level shift), que afecta a todos los datos durante un periodo de tiempo; Cambio temporal (TC: temporary change), llamado también transitorio, situación intermedia en que el efecto de la intervención anómala no es permanente pero persiste durante algún tiempo; y Cambios de Nivel Estacional (SLS: seasonal level shifts). En este caso, se generan picos de solo un instante de tiempo, pero dado que el efecto atípico tiene una media distinta de cero, también tendrá un efecto en la tendencia.

Para elegir un modelo o técnica de predicción satisfactorio pueden considerarse las indicaciones de Hendry y Richard (1983): los modelos deben ser consistentes con la teoría subyacente, coherentes con los datos y deben abarcar una amplia gama de modelos rivales. Pulido (2006) detalla que un sistema complejo de predicción económica combina diversos ámbitos (internacional, nacional, regional y sectorial), con distintas periodicidades (anuales, trimestrales y mensuales), diferentes técnicas (opiniones de expertos, series temporales, modelos) y fuentes externas de predicción o incluso redes. Armstrong (2001) persevera en la evaluación de predicciones alternativas, que señala

como una tarea compleja pero ineludible. En conjunto, el esfuerzo de predicción siempre merecerá la pena si se tienen en consideración los riesgos implícitos en el ejercicio de la predicción y la interpretación correcta de los resultados. Pulido (2006) matiza: “aún con todos sus errores potenciales, la predicción supone una referencia imprescindible de futuro; la mayor o menor discrepancia entre predicciones diversas indican el grado de acuerdo o riesgo que un usuario tiene de aceptar cualquiera de ellas”.

Otro aspecto importante que caracteriza las series de tiempo del presente estudio es la variación estacional, la cual representa la variabilidad en los datos debida a influencias de las estaciones. A este efecto se le llama componente estacional. Esta variación corresponde a los movimientos de la serie que recurren año tras año en los mismos meses (o en los mismos trimestres) del año poco más o menos con la misma intensidad. Cuando la serie temporal exhibe una estacionalidad variación, se aplica generalmente el modelo SARIMA. Dicho modelo tiene la capacidad de incorporar factores estacionales y no estacionales en un modelo multiplicativo. Los modelos ARIMA estacionales (P, D, Q) complementan el modelo general no estacional ARIMA (p, d, q), desarrollados para captar los patrones estacionales trimestrales o semestrales presentes en las series temporales (Box *et al.*, 2008). La combinación de modelos ARIMA (p,d,q) no estacionales con ARIMA (P,D,Q) estacionales conduce al modelo SARIMA (p,d,q)×(P,D,Q), también conocido como ARIMA multiplicativo. En forma agregada, su representación general es:

$$(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \alpha + \frac{(1-\theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1-\Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{sQ})}{(1-\phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1-\Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{sP})} \varepsilon_t$$

dónde: d = número de diferencias regulares, D = número de diferencias estacionales, s = amplitud estacional, α =constante óptima, q=número de componentes de medias móviles, Q = número de componentes de medias móviles estacionales, θ = coeficientes de medias móviles, Θ = coeficientes de medias móviles estacionales, p = número de componentes autorregresivos, P=número de componentes autorregresivos estacionales, ϕ =coeficientes de los procesos autorregresivos, Φ =coeficientes de los procesos autorregresivos estacionales.

Sin embargo, el modelo SARIMA no es suficiente para pronosticar las series de tiempo que están influenciadas por otros factores. Para mejorar la precisión del

pronóstico, los factores que influyen en el comportamiento de la serie tienen que ser incorporado en el modelo de pronóstico. Al estudio de un modelo SARIMA con los factores externos se le conoce como SARIMAX, el cual propone superar la desventaja del modelo SARIMA tradicional, tanto en el ajuste como en el pronóstico. La inclusión de una o más variables exógenas, en un modelo con componentes estacionales, se denomina modelo SARIMAX $(p, d, q) \times (P, D, Q)$, que adoptan la forma (asumiendo que la serie Y es estacionaria):

$$\phi(B) \Phi(B^s) Y_t = \alpha + (B) \theta(B^s) \varepsilon_t + X_t' \beta$$

Siendo el vector X' el que contiene los valores de las r variables exógenas en el tiempo t , cuyos coeficientes están expresados por β .

En el tema de estudio de ICES, para establecer la aplicabilidad de este modelo, se analizaron diversas variables exógenas como: el producto interno bruto (PIB), Tasa de cambio del peso colombiano (TRM), Población Económicamente Activa, formal e informal que ingresan a la educación superior, agregados de gastos de personal y compra de bienes y servicios del ICES, número de estudiantes inscritos, número de estudiantes matriculas, IPC nacional e IPC de educación superior. Dichas variables correlacionadas al modelo SARIMAX, puede ayudar al diseñar un modelo con valores o resultados significantes.

El modelo SARIMAX se ha usado en diversos estudios, se considera pertinente nombrar algunos de esos estudios mencionados por Sivanandam, Ahrens, Fernandes (2016), ya que justifica su implementación en la presente investigación: los modelos SARIMAX también se usaron como herramienta pronóstico en diversos campos de aplicación. Cools *et al.* (2009) desarrollaron modelos ARIMAX y SARIMAX para pronosticar el conteo de tráfico diario. La estacionalidad en los datos de tráfico diario y los efectos de vacaciones en diferentes lugares fueron analizadas en su estudio. La inclusión de los efectos estacionalidad semanal y vacaciones en diferentes ubicaciones del sitio revelaron que tanto los modelos ARIMAX y SARIMAX son mejores marcos de referencia. Así mismo, Adanacioglu y Yercan (2012) analizaron la variación estacional del precio del tomate y desarrolló un Modelo SARIMA para pronosticar los precios mensuales del tomate a nivel mayorista en Antalya, Turquía. Otro trabajo interesante, es

el de Chikobvu y Sigauke (2012), predijeron la electricidad máxima diaria demanda en Sudáfrica utilizando SARIMA y regresión-SARIMA. Consideraron los días de la semana y vacaciones como variables externas en el modelo de regresión-SARIMA. Sus resultados sugieren que el modelo de regresión SARIMA se puede utilizar para identificar la importancia de las variables predictoras. Ellos también notificaron que el modelo de regresión-SARIMA se puede mejorar más allá al incluir parámetros climáticos en el modelo. Del mismo modo, Peter y Silvia (2012) emplearon ARIMA y Modelos ARIMAX para pronosticar el producto interno bruto trimestral per cápita. Usaron el desempleo como variable de entrada externa. Basado en el pronóstico error, concluyeron que el modelo ARIMAX predice mejor que el modelo ARIMA. Trancart *et al.* (2013) pronosticaron la migración de la anguila plateada usando Modelo SARIMAX en dos sitios de pesca en Bretaña (noroeste de Francia). Incluyeron factores externos como la lluvia, la presión atmosférica, y la temperatura del agua, las cuales se utilizaron como covariables en su modelo SARIMAX propuesto. Finalmente, Deutsche Bundesbank (2013) uso regresión aplicada-modelo ARIMA (ARIMAX) para pronosticar el volumen mensual de monedas en circulación que fueron emitidos en Alemania.

Como se puede evidenciar los modelos SARIMAX tiene mayor consistencia, es decir, arroja resultados más significativos con respecto a otras técnicas de predicción; en modelos ajustados y de predicción, dicha técnica será empleado en el análisis de datos de los series de tiempo objeto de estudio del presente trabajo. Sin embargo, se precisan las principales técnicas/modelos a emplear en el proceso de predicción con series temporales con atención a la diferencia del horizonte de predicción. En todo caso, la combinación de técnicas/modelos, en función de la información disponible, posibilita la obtención de predicciones alternativas. Atendiendo a la recomendación de Pulido (2016): “tener una única predicción en momentos de fuerte cambio puede resultar especialmente peligroso... para predictores y usuarios. No es un problema de cobardía, debilidad de análisis o inseguridad. Es una exigencia de un entorno cambiante y pleno de riesgos que hace posible un variado mosaico de apuestas de futuro”.

Tabla 2
Técnicas de análisis de predicción

Horizonte de predicción	Técnica/Modelo
Corto plazo	Medias móviles
	Alisado exponencial (Simple, Brown, Holt Winters)
	Modelos Autorregresivos integrados de Medias Móviles (ARIMA)
	Modelos ARIMA con Análisis de intervención
	Función de transferencia, Modelos SARIMAX
	Modelos Autorregresivos Condicionales Heteroscedásticos (ARCH, GARCH, EGARCH)
Medio/largo plazo	Ajuste de tendencia
	Modelos econométricos uniecuacionales y multiecuacionales
	Modelos de Vectores Autorregresivos (VAR)
	Modelos de Vectores de Corrección del Error (VEC)

Fuente: López, Flores y Sánchez (2017)

3. Marco Metodológico

El marco metodológico es el procedimiento mediante el cual, el autor de una investigación, desarrolla de principio a fin. Balestrini (2006), la define como “la instancia referida a los métodos, la diversidad de las reglas, registros, técnicas, y protocolos con los cuales una teoría y su método calculan las magnitudes de lo real. De allí se deberán plantear operaciones y técnicas para la obtención de los datos” (p. 114). Desde esta perspectiva, en la siguiente investigación serán ejecutados una serie de pasos metodológicos que se inician con el planteamiento del problema hasta el análisis y representación de los datos obtenidos en la misma, para ello es importante destacar el nivel, diseño, población, técnicas de procesamiento y análisis de datos.

3.1 Nivel de la Investigación

En cuanto al nivel de investigación, Arias (2012) señala que “el nivel de investigación se refiere al grado de profundidad con que se aborda un fenómeno u objeto de estudio” (p. 21). El presente estudio, en cuanto al grado de profundidad, se encuentra en un nivel descriptivo. En este sentido, Tejedor citado por Sevillano, y Otros (2017) destaca que “uno de los métodos más utilizados en el campo de la investigación educativa son los estudios descriptivos, los cuales pretenden describir un fenómeno determinado, analizando su estructura y explorando las asociaciones estables entre las características que los definen” (p. 191). Por lo tanto, la presente investigación hará una descripción de los diversos aspectos implícitos en el Índice de costos de la Educación Superior en función de otras variables exógenas.

Así mismo, esta investigación se ubica en un enfoque cuantitativo, debido a que los datos estadísticos serán fundamentales para el análisis propuesto. Palella y Martins (2004), señalan que el enfoque cuantitativo “privilegia el dato como esencia fundamental de su argumentación” (p.28). A su vez, al tomar en cuenta que las personas crean una cultura en torno al contexto que ocupan, es necesario apoyar la investigación con el enfoque cualitativo.

3.2 Diseño de la Investigación

En lo concerniente al diseño de la investigación, Arias (2012) señala que “el diseño de la investigación es la estrategia general que adopta la investigación para responder al problema planteado” (p. 24). En consecuencia, el diseño del estudio a realizar es de tipo observacional, no experimental de tipo longitudinal.

De tal manera que, los estudios observacionales (EO) corresponden a diseños de investigación cuyo objetivo es “la observación y registro” de acontecimientos sin intervenir en el curso natural Manterola & Otzen (2014). De igual forma es una investigación no experimental; esta es definida por Hernández y otros (2003), como los "estudios que se realizan sin la manipulación deliberada de variables en la que solo se observan fenómenos en su ambiente natural para después analizarlos" (p. 269). Por tal motivo en la investigación se analizarán series de datos históricas de ICES, en relación con otras variables socioeconómicas las cuales permitirán hacer consideraciones futuras.

Del mismo modo, el presente trabajo corresponde a un tipo de investigación longitudinal, al respecto Martínez, Ávila, Pacheco y Lira (2011) lo definen como aquel que lleva a cabo más de dos mediciones a lo largo del tiempo y efectuando un análisis que tiene en cuenta las diferentes medidas. Se consideraron tres elementos claves que caracterizan a los estudios longitudinales: hacer un seguimiento de cada variable, tener datos históricos y analizar mediante un método estadístico dichas medidas. Lo anterior puede hacerse de manera prospectiva o retrospectiva, y el estudio puede ser observacional o de intervención.

3.3 Población

La Población es el universo que se tomará para efectuar el estudio, *Lerma* (2002), la define como "el conjunto de todos los elementos que presentan una característica determinada o que comprenden a una misma definición y a quienes se le estudiarán sus características y relaciones" (p. 66). En tal aspecto, la presente investigación usa fuentes primarias de organismos oficiales de Colombia. Las cuales se describen a continuación:

Tabla 3
Población de Estudio

Datos	Fuente	Población	Tamaño
ICES	DANE	Son IES - según la Ley 30 de 1992 y el Ministerio de Educación Nacional (MES – SNIES) de 24 ciudades capitales de departamento, y los establecimientos ubicados en: Bogotá, Medellín, Cali, Barranquilla y Bucaramanga.	220 IES públicas y privadas 520 Proveedores para el grupo de compra de bienes y servicios.
Desagregado ICES-personal ICES-servicios			
IPC-Nac	DANE	Todos los establecimientos en los cuales el consumidor adquiere bienes o servicios para ser consumidos ubicados en las áreas urbanas de 24 ciudades capitales de departamento, esto incluye establecimientos de comercio al por menor, vivienda en arrendamiento, colegios, empresas de servicios públicos, EPS, etc.	Alrededor de 55.000 fuentes

Fuente: Ávila 2018

3.4 Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos

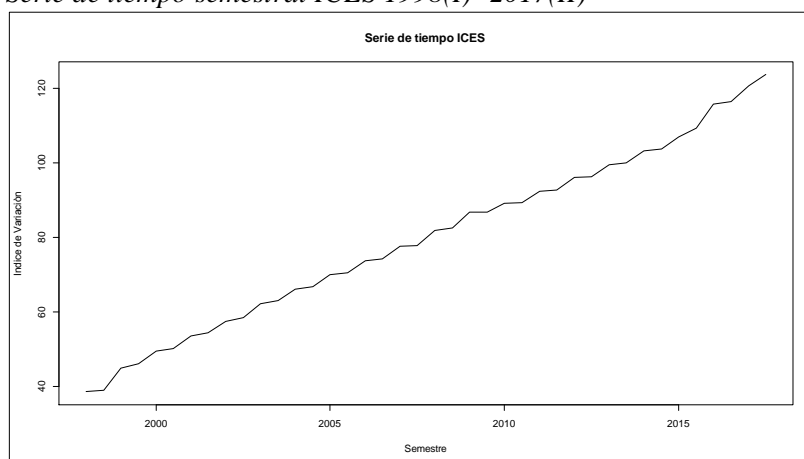
El procesamiento de datos según Méndez (2012) es “el uso de técnicas estadísticas que facilitan el manejo de los datos obtenidos” (p.205); para tal fin, la investigación se apoyará en la estadística de análisis de series de tiempo univariadas que permitirá describir y hacer inferencia sobre los datos analizados a través del software estadístico R, con el uso de los siguientes paquetes estadísticos: tsoutliers, forecast, TTR, tseries, TSA, carData, FitAR, dynlm, urca y car.

4. Análisis y Resultados

Como se mencionó anteriormente, el Índice de Costos de la Educación Superior ICES, es un indicador que mide la variación promedio semestral de los precios de los bienes y servicios representativos de los costos y gastos, que realizan las IES para el desarrollo de su objeto social. El procesamiento estadístico de la información obtenida, empalmada desde el primer semestre 1998 a la fecha, genera series de datos semestrales que pueden ser analizadas en el tiempo. El mismo se presenta a continuación:

Gráfico 1

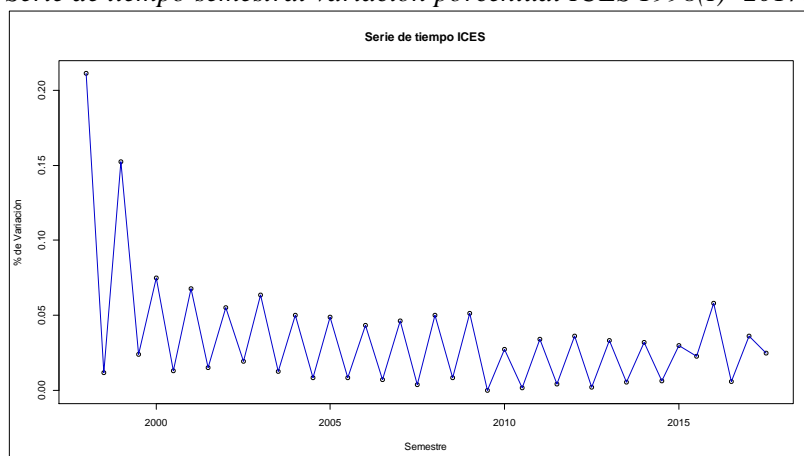
Serie de tiempo semestral ICES 1998(I) -2017(II)



Fuente: Alfredo Ávila 2018

Gráfico 2

Serie de tiempo semestral variación porcentual ICES 1998(I) -2017(II)



Fuente: Alfredo Ávila 2018

La serie que se modelará en el siguiente análisis será el indicador semestral con **transformación con logaritmos neperianos**. Así mismo, es importante resaltar que el

comportamiento de la serie se debe a la frecuencia de entrega de resultados, los mismos se realizan en dos momentos del año: I semestre: 10 al 20 de junio y II semestre: 10 al 20 de diciembre, según el DIMPE (2015). La información se reúne de esa forma debido a la estructura educativa de las IES, según el Ministerio de Educación Nacional (2012) se organiza de la siguiente forma: primer: 15 de marzo (1ª fecha de corte), 30 de junio (2ª fecha de corte); El segundo semestre, 15 de septiembre (1ª fecha de corte) y el 10 de diciembre (2ª fecha de corte). De igual manera, la muestra de universidades y proveedores se divide equitativamente dependiendo el número de zonas que tenga cada ciudad para su respectiva recolección de la información sobre formulario físico. Los precios se obtienen mediante visita directa a las instituciones de educación superior privadas y públicas, a los establecimientos comerciales donde las instituciones adquieren los bienes y servicios, y a las empresas de servicios públicos.

Para la construcción y verificación del modelo, se hará un análisis in-sample; el cual consiste en dividir la serie de estudio en un periodo de tiempo; entre 1998(1) al 2014(1), y ajustar el mejor modelo ARIMA y sus variantes; posteriormente, se realizarán predicciones con el modelo seleccionado, el número de predicciones corresponderá a la serie restante; el cual se comparará con los valores reales de la serie out-sample entre 2014(2)-2017(2), lo cual permitirá evaluar la eficiencia del modelo propuesto.

Tabla 4
Periodos de tiempo para el modelo ARIMA

Muestra	Periodo
in-sample	1998(1)-2014(1)
out-sample	2014(2)-2017(2)

Fuente: Alfredo Ávila 2018

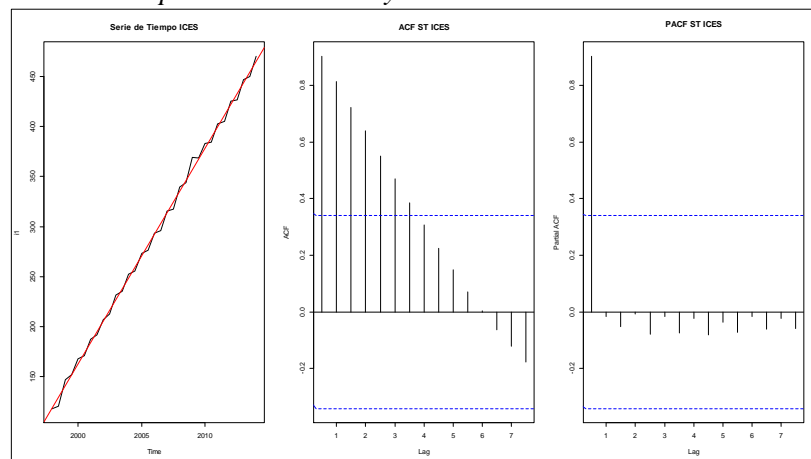
Como se mencionó anteriormente, en la modelización ARIMA existen distintas variantes de su aplicación, la forma más general es la que divide el proceso en cuatro pasos: identificación de la estructura del modelo, estimación de los parámetros del modelo, diagnóstico del modelo y la posterior predicción; luego, estas predicciones servirán para el control de calidad.

4.1 Identificación del modelo

Esta primera etapa de la metodología de Box-Jenkins puede ser dividida en dos partes. Primeramente se busca corregir los problemas propios de la serie, posteriormente se identifica un modelo SARIMA (p, d, q) (P,D,Q)_P que logre explicar adecuadamente la serie en estudio.

Para la identificación del modelo, se y trasformó la serie con **logaritmos neperianos**, y se realizó las gráficas de la serie ICES, los gráficos autocorrelación función (ACF) y parcial autocorrelación función (PACF). Adicionalmente se dibuja la regresión lineal de la serie y se aplican los test de raíces unitaria para verificar la estacionalidad de la serie de estudio.

Gráfico 3
Serie de tiempo ICES más ACF y PACF



Fuente: Alfredo Ávila 2018

El test de raíces unitarias más difundido es el test de Dickey Fuller (DF) que presenta una variante denominada test de DickeyFuller aumentado (ADF). Adicionalmente, puede considerarse también el test de Phillips-Perron (PP).

Tabla 5
Test de raíces unitarias

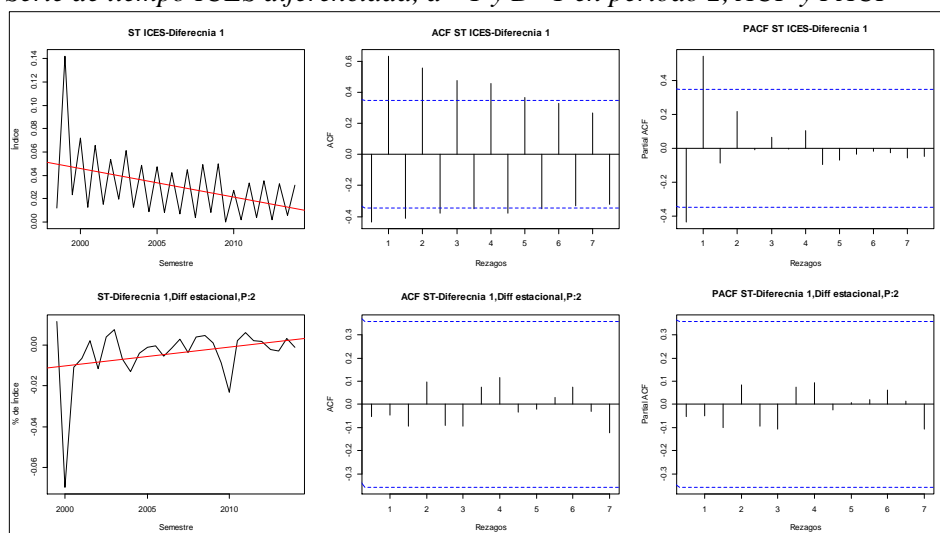
Test	P-valor	Decisión
Augmented Dickey-Fuller	46.23%	hay raíces unitarias
Phillips-Perron	86.47%	hay raíces unitarias

Fuente: Alfredo Ávila 2018

Como se puede observar en el gráfico 3, la regresión lineal **tiene tendencia positiva**; por lo que sería necesario diferenciar la serie. En la tabla 5 los test de raíces unitarias aceptan la hipótesis nula sobre la presencia de raíces. En el gráfico 4, se presentan las diferencias $d=1$ y $D=1$ en periodo 2; de lo que se puede concluir que la serie presenta un marcado patrón estacional en el periodo 2 que, en el lenguaje de los modelos ARIMA, esto indica que podría ser adecuado ajustar los datos un modelo estacional multiplicativo.

Gráfico 4

Serie de tiempo ICES diferenciada, $d=1$ y $D=1$ en periodo 2, ACF y PACF



Fuente: Alfredo Ávila 2018

De las funciones de autocorrelación simple y parcial podemos extraer algunas conclusiones: primero, la serie pierde estructura con la segunda diferencia estacional; segundo, los posibles modelos a evaluar son: $SARIMA(2,1,0)(0,1,1)_2$, $SARIMA(0,1,1)(0,1,1)_2$, y $SARIMA(1,1,1)(0,1,1)_2$. Por otra parte, para verificar las observaciones se calcularon las desviaciones estándar de cada serie diferenciada, los resultados de la misma sugieren que el modelo incluiría la diferencia $d=1$, $D=1$ con periodo 2 ya que la desviación estándar es la de menor valor. En la etapa siguiente se evalúan los posibles modelos.

Tabla 6
Desviaciones estándar de estimación

Desviación estándar	Valor
Serie original	0.28
Serie original d=1	0.029
Serie original d=1 D=1, Periodo=2	0.014

Fuente: Alfredo Ávila 2018

4.2 Estimación y diagnóstico de los parámetros del modelo

En este apartado se consideraran tres modelos de ajuste de la serie ICES, que surgen del análisis anterior, los criterios de selección para el mejor modelo se harán en función de los siguientes parámetros:

1. Criterio de información de Bayesian (BIC): se preferirá el menor valor obtenido.
2. Criterio de información de Akaike (AIC): El AIC es un estimador de σ^2 pero penalizado por el número de grados de libertad, es decir, aumenta cuando k aumenta; se elegirá el menor valor o el mayor en términos absolutos.

Para Giraldo (2006), La regla para utilizar AIC y BIC es que para escoger entre varios modelos de regresión con respecto a la misma variable dependiente, todos lineales, o todos no lineales pero con la misma estructura, es decir, modelos anidados, se escoge el de menor AIC o menor BIC.

3. Test de correlación Ljung-Box: se elegirá el valor más alto.
4. Test de normalidad Jarque.Bera: se elegirá el valor más alto.
5. ε_t : Ruido Blanco Gaussiano

Presentamos a continuación, de forma resumida, los resultados obtenidos para los tres modelos:

Tabla 7
Clasificación de modelos estimados

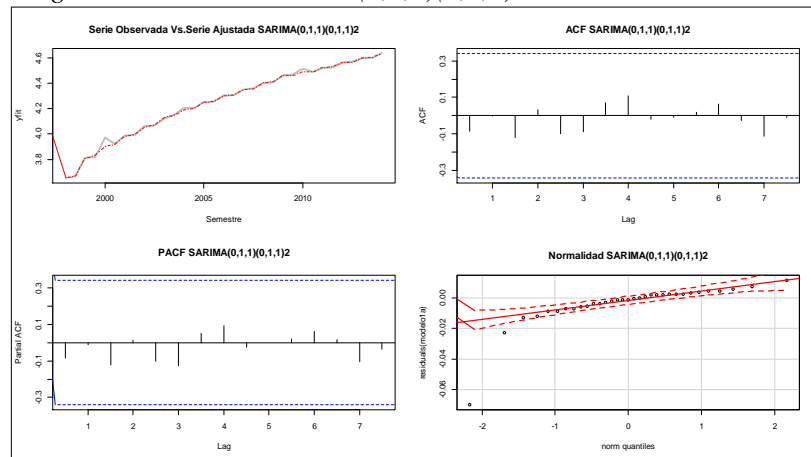
Modelo	BIC	AIC	Ljung-Box	jarque.bera	ε_t
SARIMA(2,1,0)(0,1,1) ₂	-155.75	-163.36	97.79%	$\leq 1\%$	RB
SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂	-158.39	-164.59	61.17%	$\leq 1\%$	RB
SARIMA(1,1,1)(0,1,1) ₂	-155.16	-162.77	95.35 %	$\leq 1\%$	RB

Fuente: Alfredo Ávila 2018

Como se aprecia en la tabla 7, el mejor modelo estimado es el **SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂**, el cual será el punto de partida para los pasos siguientes. A continuación se muestra las gráficas del modelo seleccionado, que permitirán tomar decisiones para mejorar el modelo ajustado:

Gráfico 5

Diagnóstico Modelo SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂



Fuente Ávila 2018

Del gráfico 5 se puede extraer las siguientes conclusiones:

1. El modelo no captura toda la información de la serie original.
2. Todas las correlaciones están dentro de las bandas de confianza.
3. Existen datos atípicos que impiden la normalidad de los residuales.

Para mejorar el modelo anterior, se realizarán tres acciones que producirán tres modelos diferentes, los cuales se evaluarán con los criterios de selección anteriormente descritos. El modelo 1, consta de un análisis de intervención de datos atípicos, el modelo 2 corresponde a un modelo SARIMAX donde se incluyen tres variables exógenas altamente correlacionadas con la variable principal y el modelo 3 es un modelo ARIMAX con las mismas variables exógenas de modelo anterior.

4.2.1 Estimación y diagnóstico **SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂ + intervención**

El objetivo del análisis de intervención consiste en introducir variables en el modelo que permitan reflejar la presencia de cambios en la serie que no responden a ningún patrón sistemático de comportamiento. El procedimiento consiste en identificar el

modelo ARIMA, luego incluir una o más **variables ficticias** que representen cambios inusuales.

Partiendo del modelo SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂, se le aplica el **test Automatic Procedure for Detection of Outliers** de paquete tsoutliers. El mismo arrojó los siguientes resultados:

Tabla 8.

Valores atípicos SARIMA(0,1,1)(0,1,1)₂

Tipo	Valor atípico	Fecha	Coefhat	tstat
LS	3	1999:02	0.0319	6.14
IO	25	2010:01	-0.0228	-3.66

Fuente Ávila 2018

De la tabla 8, se observa una variable de escalón (LS: level shift) de valor 3-1999:02, el cual hace referencia a la recesión más profunda vivida en Colombia entre en los años 1998-1999. Esta situación llevó a que en 1999, por primera vez se registrara un crecimiento negativo del 4,5 por ciento en el Producto Interno Bruto (PIB).

Entre las causas figuran el excesivo endeudamiento del sector público y el endeudamiento del sector privado que con unas tasas de interés excesivamente altas, que tocaron niveles del 50 y 60 por ciento hicieron las veces de aspiradoras de los recursos de la economía. La demanda se contrajo, la gente no tuvo con que comprar, se generó un efecto dominó, no hubo recursos para inversión, no hubo demanda, sobraron empleados y así el desenlace final: cierre de empresas, incremento en el desempleo y caída de la producción nacional. Al gobierno de turno del presidente Pastrana, le tocó hacerle frente a la crisis financiera, a la crisis de las cooperativas, a las más altas tasas de interés y a la crisis del Upac. Aunque el gobierno trató de contrarrestarlo y salir adelante, el proceso de recuperación duro más de cuatros años. Esto según datos históricos obtenidos de diario el tiempo (2003).

Por otra parte, se observa un valor atípico innovadores (IO:innovational outliers) de valor 25 del 2010:01, en dicha fecha se observó el crecimiento de la económica colombiana, ya que varios factores contribuyeron a modificar las expectativas económica. El proceso electoral transcurrió con tranquilidad, sin afectar la confianza de los empresarios o de los demás agentes económicos. Así lo reflejaron los indicadores de

inversión, generación de energía eléctrica, demanda de crédito bancario y consumo de los hogares. El dato de 4.4% de crecimiento del PIB en el primer trimestre sugirió la reactivación de la actividad productiva, la cual permitió el crecimiento de la tasa prevista para ese año. Por consiguiente, este factor resaltante de crecimiento afectó la serie de tiempo del ICES, aumentado costo y demanda, la cual se mantuvo en el tiempo al menos de forma moderada.

Los dos eventos históricos señalados anteriormente, son incluidos al modelo por medio de la técnica de intervención de datos atípicos. Obteniendo el siguiente cuadro de resultados el cual se compara con el modelo inicial:

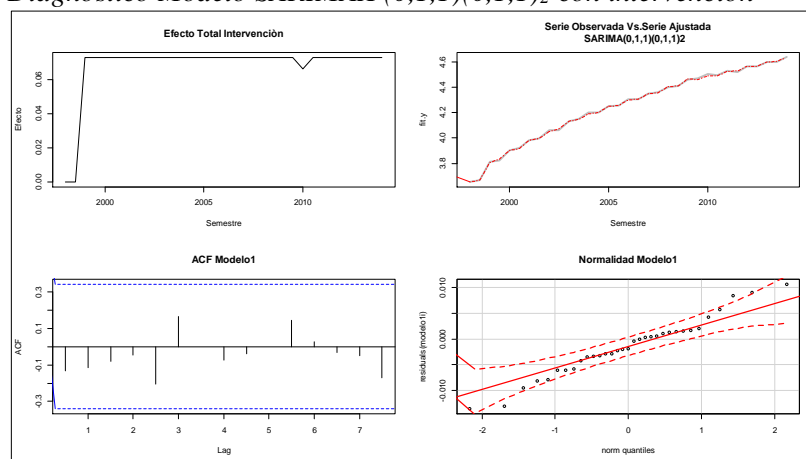
Tabla 9
Clasificación de modelo SARIMAX(0,1,1)(0,1,1)₂ con intervención

Modelo	Atípicos	BIC	AIC	%Ljung-Box	%jarque.bera	ϵ_t
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	-	-158.39	-164.59	61.1	≤ 1	RB
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	LS3, IO25	-204.99	-214.12	92.5	99.8	RBG

Fuente Ávila 2018

En la tabla 9 se puede contemplar que el modelo por intervención reúne con mucha más efectividad la información de serie ICES. El BIC y el ICE son menor al modelo original lográndose una correlación 92.5% y una normalidad del 99.8%, datos que, visualmente es demostrado en el gráfico 6. Adicionalmente, se muestra el efecto de intervención de los datos atípicos el LS3 para año 1999:1 que se va disipando con el tiempo, además el IO25 del año 2010 periodo 1.

Gráfico 6
Diagnóstico Modelo SARIMAX (0,1,1)(0,1,1)₂ con intervención



Fuente Ávila 2018

4.2.2 Estimación y diagnóstico modelo SARIMAX

En este apartado se propone un modelo SARIMAX que, como se explicó previamente, permite incluir información que el modelo SARIMA no contiene. En tal sentido, SARIMAX permite pronosticar las series de tiempo que están influenciadas por otros factores. Para mejorar la precisión del pronóstico, los factores que influyen en el comportamiento de la serie tienen que ser incorporado en el modelo de pronóstico.

En el caso de la presente investigación, se propone incluir tres variables exógenas en el modelo de serie temporal que reproduzca efectivamente la actividad del ICES en su conjunto. Las variables o covariables a incluir en este modelo son: agregados de gastos de personal (ICESper), compra de bienes y servicios (ICESbie.serv), y el Índice de Precios al Consumidor nacional (IPC.Nac). Las especificaciones están completadas en la tabla 4 del marco metodológico.

Tabla 10
Correlación de Pearson de las covariables

Nº	Variable	Correlación
1	ICESper	99.89%
2	ICESbie.serv	99.35%
3	IPC.Nac	99.91%

Fuente Ávila 2018

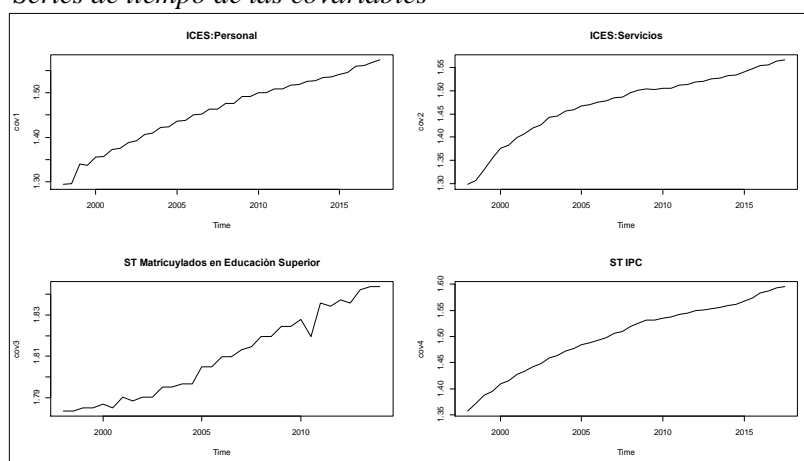
Es importante mencionar el grado de significación de las covariables. La variable que mayor incidencia tiene el ICES es el gasto de personal (ICESper) seguida de compra de bienes y servicios (ICESbie.serv), lo cual se corrobora por el último informe del DANE (2017) donde señala que las variaciones semestrales por grupos de costos en el segundo semestre de 2017 fueron: gastos de personal con 3,04% y compra de bienes y servicios con 1,28%, donde se puede apreciar que el pago de personal duplica la compra de bienes y servicios. Por otra parte, Cortes (2013) señala que el 77% de los gastos de las IES corresponde a funcionamiento, 17 inversiones en dotación, investigación, adecuación de planta física, 2% para bienestar universitario y 4% a programas de expansión o internacionalización.

En el mismo orden de ideas, el IPC es la tercera variable como mayor significancia estadística en este documento, esto se debe, como se **señaló en marco**

teórico, a que históricamente el IPC se ha usado como parámetro para el ajuste de precios en todos los sectores de la economía.

La variable IPC se transformó semestralmente para que coincida con la serie original. Después de estudiar la estructura de los correlogramas y las correspondientes funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) sobre la serie transformada, así como la estructura de los residuos, se encontró el modelo SARIMAX que mejor se ajusta y predice la serie de ICES, y se compara con el modelo 1 (Tabla12)

Gráfico 7
Series de tiempo de las covariables



Fuente Ávila 2018

Tabla 11
Clasificación de modelo SARIMAX(1,1,0)(0,1,1)₂

Modelo	Covariable	BIC	AIC	%Ljung-Box	%jarque.bera	ε_t
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	LS3, IO25	-204.99	-214	92.5	99.8	RBG
SARIMA(0,1,9)(0,1,1) ₂	1,2,3	-388.03	-409.65	82.2	97.08	RBG

Fuente Ávila 2018

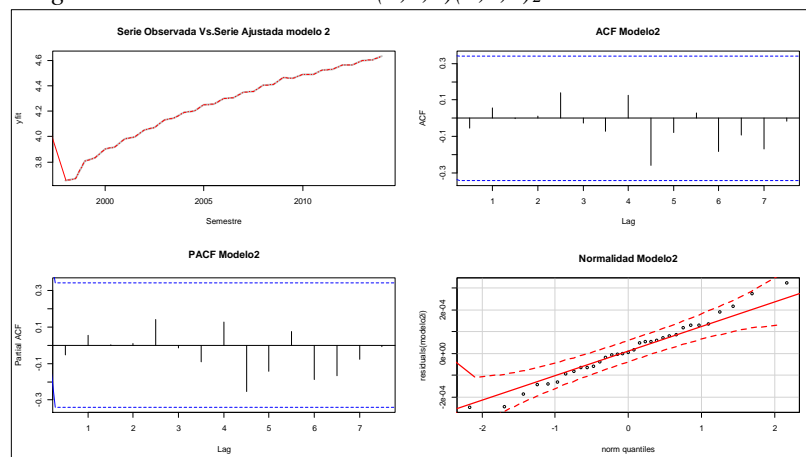
En la tabla 11 se puede observar que el modelo con covariables reúne con mucha más efectividad la información de serie ICES comparado con el modelo por intervención. El BIC y el ICE son menor al modelo original lográndose una correlación 82.2% con todos los rezagos dentro de las bandas de confianza y una normalidad del 97.08%, datos que quedan visualmente demostrados en el gráfico 8. Adicionalmente, se muestra que la serie del modelo sigue de forma satisfactoria a la serie observada.

Es importante señalar que, las covariables incorporadas maximizan la efectividad del modelo aproximadamente el doble del modelo en comparación. De esta

manera es apropiado concluir que, entre más información se tenga sobre un fenómeno de estudio, mayor será la posibilidad de explicarlo a través de modelos econométricos.

Gráfico 8

Diagnóstico Modelo SARIMAX(0,1,9)(0,1,1)₂



Fuente Ávila 2018

4.2.3 Estimación y diagnóstico ARIMAX (1,1,0)

En este apartado, se propone un modelo ARIMAX que, además de no tomar en cuenta la estacionalidad de los datos, permite incluir información adicional a la serie en estudio, es importante señalar que, cuando se incluyen las covariables apropiadas, el comportamiento de estas se transfiere a la serie ICES, por eso no requiere ajustar las componente regular y estacional. En este aspecto, el ARIMAX permite pronosticar las series de tiempo que están influenciadas por otros factores sin la parte estacional. En este modelo se mantienen las mismas covariables explicadas en el modelo anterior. A continuación, se presentan los datos estimados del modelo ARIMAX(1,1,0) en comparación con el modelo SARIMAX(0,1,9)(0,1,1)₂.

Tabla 12

Clasificación de modelo ARIMAX (1,1,0)

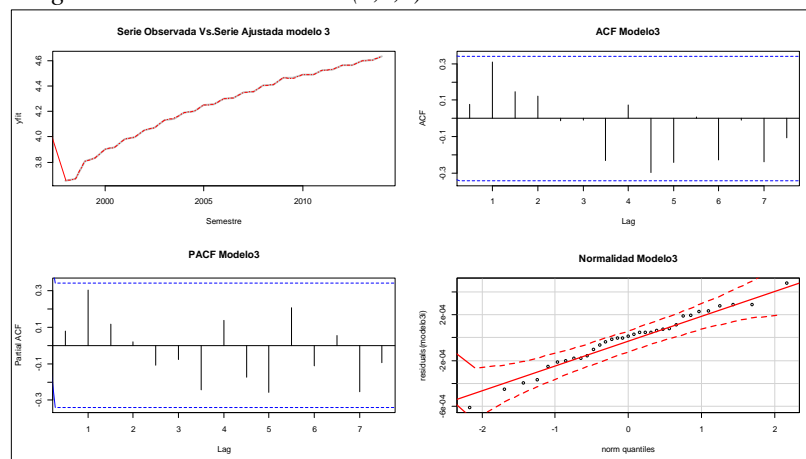
Modelo	Covariable	BIC	AIC	%Ljung-Box	%jarque.bera	ε_t
SARIMAX(0,1,9)(0,1,1) ₂	1,2,3,	-388.03	-409.65	82.2	97.08	RBG
ARIMAX(1,1,0)	1,2,3,	-425.52	-434.85	62.89	64.02	RBG

Fuente Ávila 2018

En la tabla 12 se aprecia que el modelo ARIMAX(1,1,0) parece reunir con mayor efectividad la información de serie ICES que el modelo por

SARIMAX(0,1,9)(0,1,1)₂. El BIC y el ICE son menor al modelo, sin embargo, la correlación y la normalidad son mejores en el modelo SARIMAX, con todos los rezagos dentro de las bandas de confianza, datos que quedan visualmente demostrados en el gráfico 9. Adicionalmente, se muestra que la serie del modelo sigue de forma satisfactoria a la serie observada.

Gráfico 9
Diagnostico Modelo ARIMAX(1,1,0)



Fuente Ávila 2018

Es importante señalar que, las covariables incorporadas en el ARIMAX (1,1,0) maximizan la efectividad del modelo, no siendo necesario la estacionalidad de la serie en el proceso de modelación.

4.2.4 Elección del Modelo

En las secciones anteriores se han desarrollado cuatro modelos ARIMA y sus variantes. A continuación se presenta un resumen de los resultados obtenidos en cada modelo, los mismos permitirá elegir el mejor modelo ajustado.

Tabla 13.

Resumen de modelos propuestos

Modelo	Covariable	BIC	AIC	% Ljung-Box	% jarque.bera	ϵ_t
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	-	-158.39	-164.59	61.1	≤ 1	RB
SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) ₂	LS3, IO25	-204.99	-214	92.5	99.8	RBG
SARIMAX(0,1,9)(0,1,1) ₂	1,2,3	-388.03	-409.65	82.2	97.08	RBG
ARIMAX(1,1,0)	1,2,3	-425.52	-434.85	62.89	64.02	RBG

Fuente Ávila 2018

Como se puede evidenciar en la tabla 13, el mejor modelo ajustado es ARIMAX(1,1,0), debido que parece recopilar la mayor información de la serie. No obstante, para elegir el mejor modelo de pronóstico, se incluirán dos parámetros de decisión: el primero es el Root Mean Square Error (RMSE) desviación estándar de los residuos (errores de predicción) y el Mean Absolute Error (MAE), el error absoluto medio. Se espera que estos errores sean muy pequeños. En consecuencia, el mejor modelo de predicción será el que tenga el menor valor RMSE y MAE.

Tabla 14.
Clasificación de los modelos según RMSE y MAE

Modelo	Covariable	Nº Modelo	RMSE	MAE
SARIMA(0,1,1)(0,1,1) ₂	-	0	0.03831	0.03060
SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) ₂	LS3, IO25	1	0.04164	0.03369
SARIMAX(0,1,9)(0,1,1) ₂	1,2,3	2	0.00022	0.00019
ARIMAX(1,1,0)	1,2,3	3	0.00019	0.00016

Fuente Ávila 2018

De la tabla 14, se puede concluir que el mejor modelo de predicción según los criterios establecidos es el modelo ARIMAX (1,1,0), ya que los valores RMSE y MAE son menores comparados con los otros modelos. En el caso de la presente investigación, el modelo descrito es el mejor modelo ajustado y de pronóstico. Por consiguiente se usará en la etapa de pronóstico out sample para evaluar el control de calidad del modelo.

4.3 Predicción out sample

En la sección anterior se demostró que, según los criterios establecidos, los mejores modelo de predicción son el modelo ARIMAX (1,1,0) y SARIMAX(0,1,9)(0,1,1)₂ más las covariables, para demostrar la veracidad de los datos numéricos se graficarán los pronósticos de los modelos construidos. Así mismo, se pronosticarán los 7 periodos siguientes que, como se estableció al inicio de este capítulo, corresponde al periodo de tiempo 2014(2)-2017(2).

La gráfica 10 compara el pronóstico out sample de la serie ICES de cada uno de los modelos, el sombreado gris representa el intervalo de confianza correspondientes a **dos y tres desviaciones estándar** de los residuales, es decir, intervalos al 95% y 99%, la línea azul oscuro la serie original out sample y la línea roja la serie pronosticada. A

simple vista se puede apreciar la eficiencia de cada uno de los modelos. Sin embargo, para mayor precisión la tabla 15, permitirá apreciar el cambio de cada valor pronosticado con respecto a la serie original.

Tabla 15

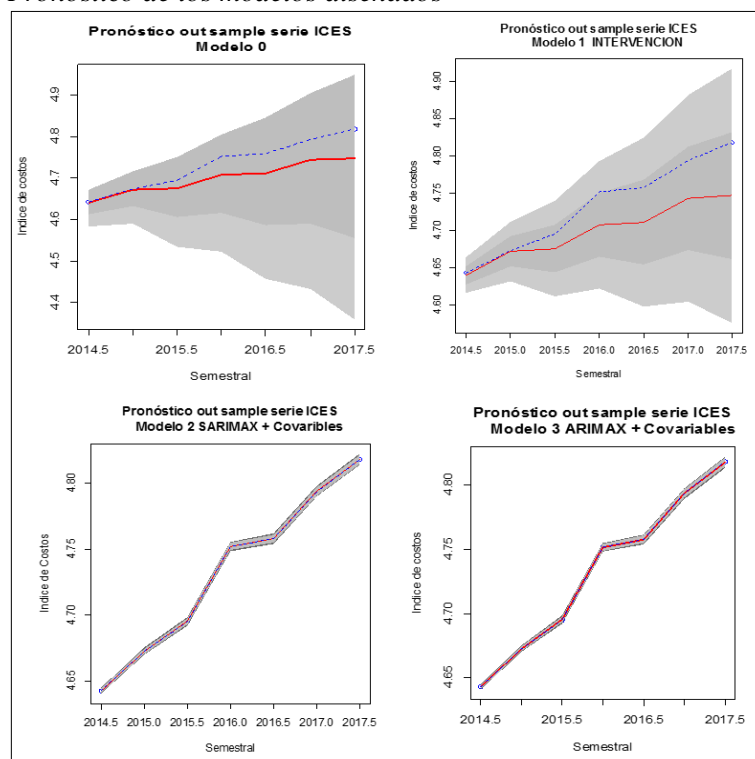
Pronostico out sample

Periodo	Serie original out simple	Out simple Modelo SARIMA(0,1,1) (0,1,1) ₂	Out simple Modelo 1 SARIMAX(0,1,1) (0,1,1) ₂ + Intervención	Out simple Modelo 2 SARIMAX(0,1,9) (0,1,1) ₂ + Covariables	Out simple Modelo 3 ARIMAX (1,1,0) Covariables
2014-2	4.64285	4.641924	4.63997	4.64277	4.64289
2015-1	4.67255	4.673333	4.67183	4.67276	4.67274
2014-2	4.69510	4.678685	4.67553	4.69531	4.69540
2016-1	4.75178	4.710095	4.70739	4.75203	4.75161
2016-2	4.75772	4.715447	4.71109	4.75791	4.75759
2017-1	4.79331	4.746857	4.74295	4.79372	4.79329
2017-2	4.81794	4.752209	4.74665	4.81792	4.81767

Fuente Ávila 2018

Gráfica 10

Pronostico de los modelos diseñados



Nota: Color gris representa el intervalo de confianza al 95% y 99% la línea azul serie Original out sample y la línea roja la serie pronosticada

Fuente Ávila 2018

En la tabla 15 se observan las predicciones de cada modelo, periodo a periodo, con respecto a la serie original out sample. El modelo ARIMAX (1,1,0), al compararlo con cada uno de los parámetros establecidos, tiene el menor de los valores BIC, AIC,

RMSE y MAE, con los residuos RBG. Finalmente, Con los datos obtenidos, se procede a predecir valores fuera de la muestra.

4.4 Predicción fuera de la muestra

En este trabajo se pretende predecir los seis periodos fuera de muestra, es decir, desde el 2018(I) hasta el 2020(II), con el propósito proponer algunas reflexiones sobre el alto costo de la educación superior.

Para realizar la predicción fuera de la muestra en el modelo **ARIMAX** (1,1,0), es necesario modelar cada variable involucrada y predecir los seis valores correspondientes. Dichos valores formarán una nueva matriz de datos que serán incorporados al modelo predictivo.

4.4.1 Modelo de pronóstico de las covariables

Los principios descritos en la presente investigación se aplicaron en el diseño de modelo de pronóstico de las covariables, Después de estudiar la estructura de los correlogramas y las correspondientes funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) sobre las covariables, así como la estructura de los residuos, se encontró el siguiente modelo SARIMAX que mejor se ajusta y predice la serie de cada una de las covariables.

Tabla 16.
Modelo de pronóstico de las covariables

Serie	Modelo	BIC	ICE	%Ljung-Box	%jarque.bera	ϵ_t
Cov1: ICES-Per	SARIMAX(0,1,1)(0,1,1) ₂₊ TC3, TC23, AO 36 TC37	-358.638	-371.91	97.05	55.25	RBG
Cov2: ICES-Ser	SARIMAX(1,1,1)(0,1,1) + IO7,IO10,IO19,LS4	-209.3985	-224.29	85.37	94.16	RBG
COV3: IPC	SARIMAX(0,1,0)(1,1,1)+ AO2,IO7	-226.963	-235.41	91.46	86.56	RBG

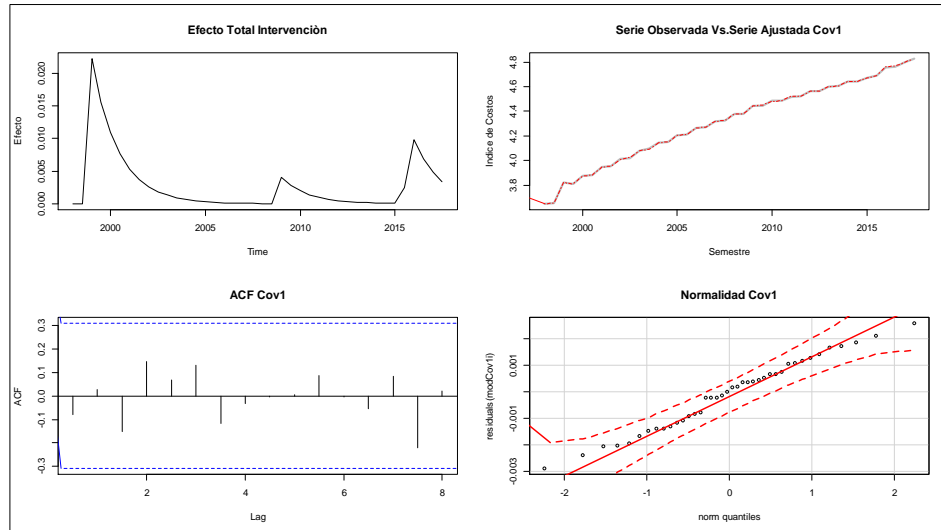
Fuente Ávila 2018

En la tabla 16, se presentan modelos SARIMA y ARIMA con intervención de datos atípicos satisfactorios con ruido blanco gaussiano; uno de los cuales se usaran para predecir fuera de la muestra. Con el fin de ilustrar gráficamente los resultados que

presentan de cada modelo, se muestra a continuación: el efecto de intervención de datos atípicos, modelo ajustado vs. modelo observado, el comportamiento normal de los residuales y la función de correlación simple.

Gráfico 11

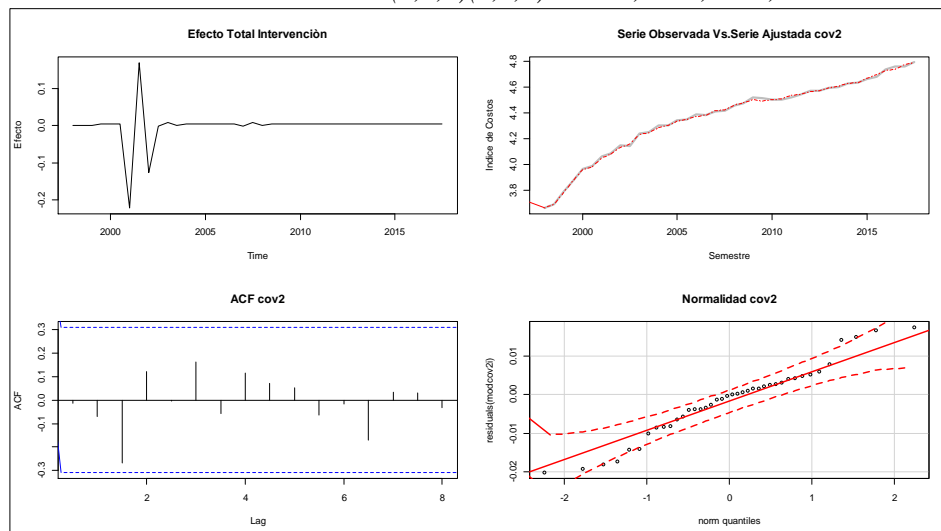
Serie Cov1: ICES-Per SARIMAX(0,1,1)(0,1,1)2+TC3, TC23, AO 36 TC37



Fuente Ávila 2018

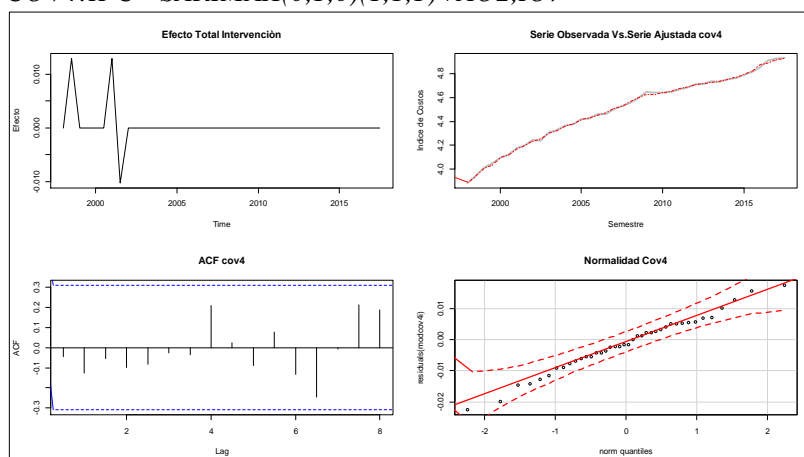
Gráfico 12:

Serie Cov2: ICES-Ser SARIMAX(1,1,1)(0,1,1) + IO7,IO10,IO19,LS4



Fuente Ávila 2018

Gráfico 13:
 $COV4:IPC - SARIMAX(0,1,0)(1,1,1)+AO2,IO7$



Fuente Ávila 2018

4.4.2 Predicciones fuera de muestra covariables

En el numeral anterior, se encontraron modelos predictivos tipo SARIMAX significativos para cada variable exógena, con dichos resultados se hallan los valores futuros para los siguientes seis periodos de tiempo, a partir de los cuales se crea una nueva matriz de datos que se incorporaran a modelo de predicción. En la tabla 17 se presentan los datos resultantes:

Tabla 17
Predicciones fuera de la muestra (covariables)

Periodo	ICES-Per	ICES-Ser	MatES	IPC
2018-1	4.8644	4.8287	1.8441	4.9556
2018-2	4.9070	4.8408	1.8488	4.9658
2019-1	4.9589	4.8782	1.8504	4.9929
2019-2	5.0016	4.8903	1.8512	5.0032
2020-1	5.0535	4.9278	1.8519	5.0302
2020-2	5.0961	4.9399	1.8558	5.0405

Fuente Ávila 2018

4.4.3 Predicciones fuera de muestra modelo ARIMAX (1,1,0)

La predicción económica requiere considerar la fiabilidad o grado de precisión del pronóstico realizado. Fiabilidad que vino condicionada por la metodología utilizada en el proceso de predicción y por el tipo de información disponible que se usaron como covariables, fueron cuantificadas recurriendo a criterios económicos y estadísticos ya establecidos anteriormente. En el mismo orden de ideas, la fiabilidad vino determinada por la magnitud concreta obtenida en los datos predichos y su interpretación. Los

criterios estadísticos se basan en calcular las medidas de aproximación al dato real, conocido, y valoran el resultado obtenido en términos del error cometido.

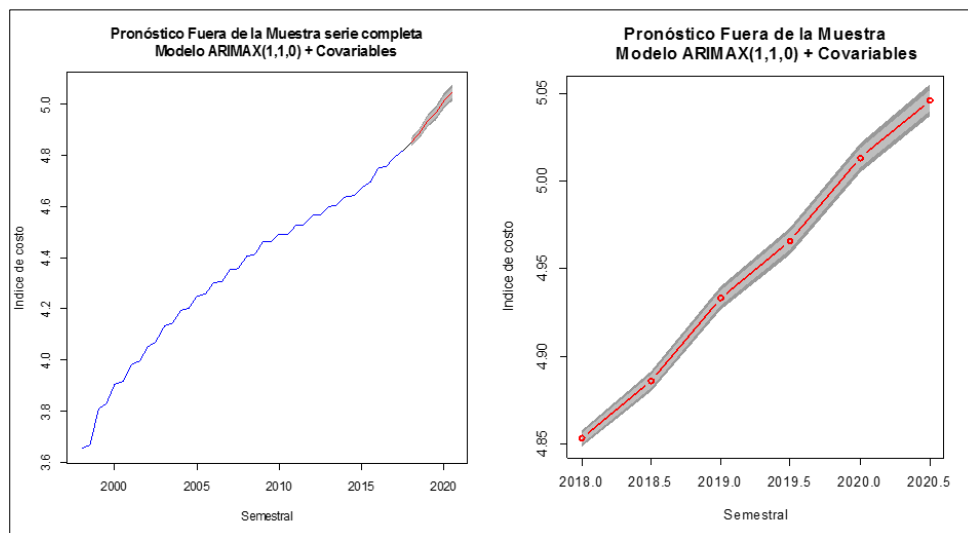
En tal sentido, luego aplicar el modelo ARIMAX (1,1,0) y predecir los valores para los próximos tres años se obtiene la siguiente tabla de valores y el gráfico de predicción que serán analizados en el siguiente capítulo:

Tabla 18.
Predicciones fuera de muestra

Periodo	ICES	Índice	% de variación
2018-1	4.8533	128.163	2.60
2018-2	4.8861	132.436	3.33
2019-1	4.9333	138.837	4.83
2019-2	4.9660	143.452	3.32
2020-1	5.0132	150.385	4.83
2020-2	5.0460	155.400	3.33

Fuente Ávila 2018

Gráfico 14:
Predicciones fuera de muestra



Nota: Color gris- intervalo de confianza al 95% y 99%, línea roja la serie pronosticada
Fuente Ávila 2018

4.5 Modelo resultante

El modelo resultante corresponde a aquel que, además de cumplir con los criterios establecidos, fue el mejor en términos comparativo con otros modelos. En el caso de la presente investigación corresponde a un modelo ARIMAX (1,1,0) + Covariables:

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + e_t + \beta_1 \text{ICES. Per}_t + \beta_2 \text{ICES. Ser}_t + \beta_3 \text{IPC}_t$$

donde:

$$\hat{\phi}_1 = -0.3201 (0.1567)$$

$$\beta_1 \text{ICES. Per}_t = 0.6754(0.0018)$$

$$\beta_2 \text{ICES. Ser}_t = 0.3247(0.0024)$$

$$\beta_3 \text{IPC}_t = 0.0010(0.0033)$$

$$z_t = \Delta \log(\text{ICES}_t)$$

$$\hat{\sigma}_c^2 = 5.43210^{-8}$$

$$\hat{\epsilon}_t \sim \text{RBG} (0, \hat{\sigma}_c^2)$$

$$BIC = -425.52$$

$$AIC = -434.85$$

5. Conclusiones y Recomendaciones

Conforme con los objetivos propuestos para la investigación, y con base en el análisis de los resultados obtenidos tras el estudio estadístico de series temporales de la inflación en educación superior, a partir del Índice ICES y relación con algunos factores de demanda en Colombia, se concluye:

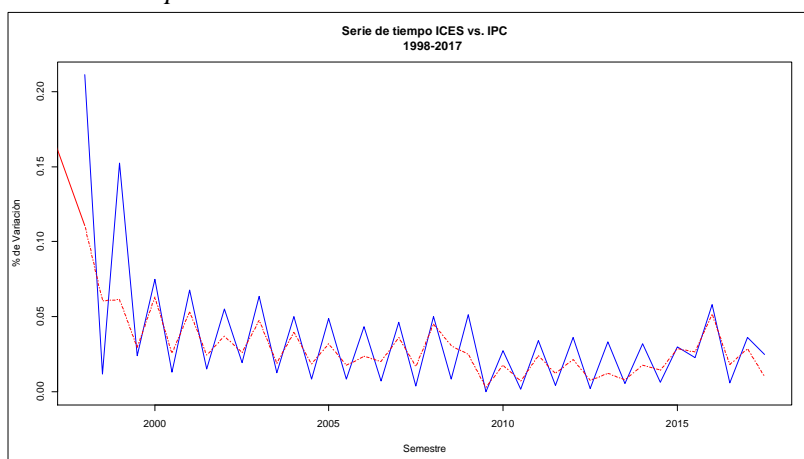
Con respecto a las **características del alto costo de la educación superior y su impacto en el IPC nacional en el periodo 1998-2017** se puede señalar que, en Colombia, antes de que existiera el ICES, se utilizaba al Índice de Precios al Consumidor (IPC) como criterio base para llevar a cabo los reajustes en los valores de matrícula por parte de los establecimientos de Educación Superior. Sin embargo, se cuestionó el IPC como herramienta para ajustar el valor de sus servicios ya que tal índice no está basado en una canasta de las IES. El uso de ICES como indicador de ajuste ha traído consecuencias importantes, tal como lo demuestran las series de estudio en los últimos años, en varias oportunidades el incremento de los costos para las universidades ha sido superior a la inflación, Tabla 20. Por ejemplo, en 2012, mientras la inflación fue de 2,44%, las instituciones educativas aumentaron sus costos en 3,82%, es decir, en 138 puntos básicos por encima del Índice de Precios al Consumidor (IPC). Mientras que al año siguiente, el aumento en el valor de los gastos de las universidades fue de 194 puntos básicos, luego de que la inflación marcara 1,94% y el alza 3,88%.

Del mismo modo, para diciembre del 2017 la variación anual del Índice de Costos de la Educación Superior fue 6,21 %, mientras que el IPC en Colombia para ese mismo año fue de 4.09%, es decir, 2.12% mayor que la inflación. La relación entre el ICES y el IPC planteado hasta los momentos se ve reflejada a lo largo de la serie estudiada, incluso se profundiza en momentos históricos en la economía colombiana, tal como lo representa los valores atípicos el año 1999:02 y 2010:01, en los cuales se evidencia una variable de escalón (LS: level shift) de valor 3 y valor atípico innovador (IO:innovational outliers) de valor 25, los cuales hacen referencia a la recesión más profunda vivida en Colombia entre 98-99, la misma que llevó a que 1999 por primera vez se registrara un crecimiento negativo del 4,5 por ciento en el Producto Interno Bruto, cuyos efectos duraron varios años. Por otro lado, el crecimiento de la economía en diciembre del 2009, y valor atípico

innovador de valor 25, también produjo un incremento en los costos de IES. De las ideas anteriores se puede concluir que, los costos de la IES son impactados de forma positiva o negativa por la actividad macroeconomía del país, lo cual es reafirmado por la teoría de sistemas e idealizado en la frase de Bertalanffi “todo tiene que ver con todo”.

Gráfico 15.

Serie de tiempo variación ICES vs. IP 1998-2017



Nota: Color azul serie de tiempo ICES, rojo IPC nacional

Fuente: Ávila 2018

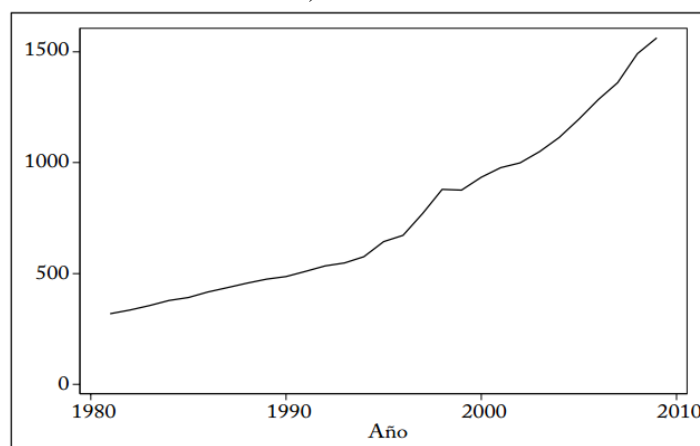
La brecha entre el incremento de las IES en función del ICES y el incremento de otras variables socioeconómicas a partir de IPC, presenta un panorama poco alentador para el ingreso de la población colombiana a estudios superiores. Por lo que, las autoridades gubernamentales deben tomar decisiones permitiendo al respecto.

Con respecto a **los principales factores que han incidido en el alto costo educación superior en Colombia en el periodo 1998-2017**, se encuentran, los gastos en el personal y los referentes a bienes y servicios y el Índice de Precios al Consumidor (IPC). Primeramente, de acuerdo con el Índice de Costos de la Educación Superior (ICES), elaborado por el DANE, señala que los gastos principales se deben al salario de los profesores e investigadores de planta, el sueldo de los profesores que trabajan por hora cátedra, el pago a los funcionarios de nivel directivo y profesional, al igual que a los de nivel técnico y administrativo, distintos honorarios, los pagos a directivos docentes, los gastos en equipos de oficina, equipos de cómputo y comunicación y fotocopias. Como se puede observar la mayoría en gasto de personal, en el 2017 fueron: gastos de personal

con 3,04% y compra de bienes y servicios con 1,28%, donde se puede apreciar que el pago de personal duplica la compra de bienes y servicios.

De igual forma, la tercera variable con mayor relevancia es el IPC que, como se señaló anteriormente se usa como referencia para los ajustes de diversas variables socioeconómicas, es importante mencionar que, en la presente investigación evaluó el IPC en educación superior como variable exógena; sin embargo, su grado de significación fue inferior al IPC total, por lo que se excluyó del modelo. Es importante mencionar que aunque los costos de las IES aumenta, la demanda del servicio de educación superior; medida a través de las matriculas de IES, la misma ha experimentado un progreso significativo en todo el sistema de educación, principalmente por el aumento de la participación de los jóvenes con estudios de bachillerato y universidad, y la fuerte reducción de los niveles de analfabetismo o sin estudios y primaria la cual ha venido aumentado significativamente en los últimos años. Tal como lo demuestra la siguiente grafica:

Gráfico 16
Evolución de la matrícula, 1980-2010



Fuente Ministerio de Educación Nacional (2017)

Con respecto a **el mejor modelos de predicción con series temporales, aplicado al índice ICES y las Covariables objeto de estudio en el periodo 1998-2017**, se obtuvo el modelo ARIMAX (1,1,0) + Covariables (IPC , ICES-Per e ICES-Ser), el cual se eligió después de evaluar diversos modelos como: SARIMAX(0,1,1)(0,1,1)₂ con intervención de datos atípicos TS3-IO25 y SARIMAX(0,1,9)(0,1,1)₂ + covariables. El modelo seleccionado es escribe formalmente de la siguiente manera:

$$z_t = \phi_1 z_{t-1} + e_t + \beta_1 \text{ICES.Per}_t + \beta_2 \text{ICES.Ser}_t + \beta_3 \text{IPC}_t$$

donde:

$$\hat{\phi}_1 = -0.3201 (0.1567)$$

$$\beta_1 \text{ICES.Per}_t = 0.6754(0.0018)$$

$$\beta_2 \text{ICES.Ser}_t = 0.3247(0.0024)$$

$$\beta_3 \text{IPC}_t = 0.0010(0.0033)$$

$$z_t = \Delta \log(\text{ICES}_t)$$

$$\hat{\sigma}_c^2 = 5.43210^{-8}$$

$$\hat{e}_t \sim \text{RBG}(0, \hat{\sigma}_c^2)$$

$$BIC = -425.52$$

$$AIC = -434.85$$

Es importante señalar que, las covariables incorporadas en el SARIMAX (0,1,9)(0,1,1)₂ y ARIMAX (1,1,0) maximizaron la efectividad de los modelos que las incluían, en ambos casos los valores BIC y AIC disminuyeron significativamente comparados con el modelo de intervención de datos atípicos. Incluso en el modelo seleccionado para pronosticar, no fue necesaria la estacionalidad de la serie en el proceso de modelación. De esta manera es apropiado concluir que, entre más información adecuada se tenga sobre un fenómeno de estudio, mayor será la posibilidad de explicarlo a través de modelos econométricos.

Finalmente, con respecto al **pronóstico la inflación en educación superior según el índice ICES y su relación con algunos factores se demanda en Colombia para el periodo 2018 -2020**. En la tabla 19 se observa el pronóstico semestral para el periodo 2018(1) al 2020(2) el cual permitirá hacer algunas consideraciones. Por ejemplo, para finales del 2018 se espera un incremento de costos del 5.9% lo que representa una disminución con respecto al mismo semestre del año anterior de 0.31%, lo cual puede representar una desaceleración del sector. Sin embargo, el panorama es negativo para el consumidor ya que cada vez es más costoso las IES ya que, según el Observatorio de la Universidad Colombiana para el 2017, en las universidades más costosas del país, en promedio un semestre era de 13,40 salarios mínimos vigentes, es decir \$ 9, 885,407.8. Lo cual representa un problema cuando se considera que, el 80% de la población económicamente activa percibe en promedio un salario mínimo mensual, esto según la OCDE (2015). Al usar esta información como eje de análisis de las predicciones, se estima que, en promedio el primer semestre el 2019 será de aproximadamente

\$11,096,761 mientras que el salario aumentaría aproximadamente 6%; es decir \$828,116.52; que evidencia una problemática importante a considerar en las decisiones gubernamentales, ya que las consecuencias se traducirían en menor oportunidades de ingreso a la educación superior para las clases sociales menos favorecidas. Es necesario destacar que, según el Ministerio de Educación, la variable socioeconómica es la segunda razón de la deserción, fenómeno mayoritario en las instituciones privadas. Según los datos del modelo de pronóstico estimado, y con las premisas planteadas anteriormente, se presenta a continuación una tabla de relación entre costos de matrículas por carrera, salarios mínimos vigentes y el índice pronosticado, lo cual reafirma las conclusiones planteadas anteriormente.

Tabla 19
Pronostico por carrera de las matriculas IES

Carrera	smv	ICES 2019	Valor en \$	ICES 2020	Valor en \$
Carreras en promedio	13.4	5.9%	11,096,761.37	8.10%	11,762,567.1
Administración de empresas	16.79	5.9%	13,904,076.37	8.10%	14,738,321
Derecho	15.77	5.9%	13,059,397.52	8.10%	13,842,961.4
Ingeniería de Sistemas	14.9	5.9%	12,338,936.15	8.10%	13,079,272.3
Medicina	26.04	5.9%	21,564,154.18	8.10%	22,858,003.4
Psicología	14.24	5.9%	11,792,379.24	8.10%	12,499,922

Nota: Salario mínimo estimado 2019: \$ 828,116.52 (incremento 6%)

Salario mínimo estimado 2020: \$ 877,803.51 (incremento 6%)

Fuente: Ávila 2018

Referencias Bibliográficas

- Aldana (2017) *¿Cambian los padres sus expectativas entre el colegio y la universidad?* firma consultora B.O.T. Recuperado de <http://https://www.bot.com.co/expectativas-de-padres>
- Arias, F. (2012) *El Proyecto de Investigación. Introducción a la Metodología Científica*. (6ª ed.) Caracas: Editorial Episteme.
- Armstrong, J.S. (2001). *Evaluating forecasting methods*. En Armstrong, J.S. (ed.): Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners (pp.443-472)
- Balestrini, M. (2006). *Como se Elabora el Proyecto de Investigación*. Caracas: Servicio Editorial.
- Bosch M., Berstein S., Castellani F., Oliveri M.,y Villa J. (2015). *Diagnóstico del Sistema Previsional Colombiano y Opciones de Reforma. Unidad de Mercados Laborales y Seguridad Social* (Nota Técnica N° 821)
- Colegio Mayor De Nuestra Señora Del Rosario (2015). *Informe Al Ministerio De Educación Nacional*. Recuperado de: http://www.urosario.edu.co/Home/la-universidad/Documentos_institucionales/Informe-al-MEN-por-aumento-IPC-2017.pdf
- Cortes A. (2013). *Comportamiento Presupuestal En Universidades Públicas Y Privadas En Colombia*. Recuperado de: <http://repository.unimilitar.edu.co:8080/bitstream/10654/11947/1/COMPORTAMIENTO%20PRESUPUESTAL%20EN%20UNIVERSIDADES%20P%20C3%9ABLICAS%20Y%20PRIVADAS%20EN%20COLOMBIA.pdf>
- Dirección de Metodología y Producción Estadística (DIMPE) (2017). *Ficha Metodológica Índice De Precios Al Consumidor IPC*. Recuperado de <http://www.dane.gov.co>
- Dirección de Metodología y Producción Estadística (DIMPE) (2015). *Ficha Metodológica Índice de Costos de la Educación Superior - ICES*. Recuperado de <http://www.dane.gov.co>
- Dirección de Metodología y Producción Estadística (DIMPE) (2013). *Metodología Índice de Costos de la Educación Superior Privada - ICESP*. Recuperado de http://www.dane.gov.co/files/investigaciones/fichas/Metodologia_ICESP_13.pdf
- EAE Business School (2017). *Deuda Pública 2017*. Recuperado de http://marketing.eae.es/prensa/SRC_Octubre17DeudaPublica.pdf

- Giraldo D. (2006). *Notas De Clase Series De Tiempo Con R*. Universidad Nacional de Colombia. Recuperado de: <http://www.medellin.unal.edu.co/~ndgiraldo/Archivos%20Lectura/Archivos%20curso%20Series%20EIO/Notas%20de%20Clase.%20Series%20de%20Tiempo%20con%20R.pdf>
- Green, K.C. y Armstrong, J.S. (2015). “*Simple versus complex forecasting: the evidence*”. *Journal of Business Research*, 68, pp.1678-1685
- Gilliland, M. (2011). *Business Forecasting Effectiveness*. *Analytics*, 21 –25
- Gómez, V. & Celis, J. (2009). “*Crédito educativo, acciones afirmativas y equidad social en educación superior en Colombia*”. *Revista Estudios Sociales*, 33, pp. 106-117, Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0123-885X2009000200010
- González C. (2011). *Análisis económico de la demanda de educación universitaria en Colombia: un análisis cuantitativo*. Tesis doctoral, Universidad de Alcalá
- El Tiempo (2003). *Hechos Que Sacudieron Al País*. Recuperado de <http://www.eltiempo.com/archivo/documento/MAM-1030130>
- Hendry, D. F. Y Richard, J.F. (1983). “*The Econometric Analysis of Economic Time Series*”. *International Statistical Review*, 51(2), pp.111 -148.
- Lerma, H. (2002) *Metodología de la Investigación. Propuesta, Anteproyecto y Proyecto*. Bogotá: Ecoe Ediciones.
- Ley 820 (Diario Oficial No. 45.244)(10 de julio de 2003).*Régimen de arrendamiento de vivienda urbana y se dictan otras disposiciones*. Actualización: 31 de mayo de 2018. Recuperado de: http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_0820_2003.html
- López A., Flores M. y Sánchez J. (2017). *Modelos de series temporales aplicados a la predicción del tráfico aeroportuario español de pasajeros: Un enfoque agregado y desagregado*. *Estudios de economía aplicada* vol. 35 - 2 2017 págs. 395 – 418
- Organización Internacional del Trabajo, Fondo Monetario Internacional, Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos, Oficina Estadística de las Comunidades Europeas, Naciones Unidas, Banco Internacional de Reconstrucción y Fomento, & Banco Mundial (2006). *Manual del índice de precios al consumidor “Teoría y Práctica”* Recuperado de <http://www.dane.gov.co>
- Martínez K., Ávila O., Pacheco A. y Lira J.(2011). *Investigaciones Longitudinales: Su Importancia En El Estudio Del Mantenimiento De Cambio En Las Adicciones*. *Enseñanza e investigación en psicología*, vol. 16, num. 2: 375-386 julio-diciembre, 2011 Recuperado de <http://www.redalyc.org/pdf/292/29222521011.pdf>

Méndez, C. (2012) *Diseño y Desarrollo del Proceso de Investigación*. Colombia: Editorial McGRAW-HILL.

Ministerio De Educación Nacional (2012). *Documento Metodológico Sistema Nacional De Información De La Educación Superior – Snies*. Recuperado de: <https://www.mineducacion.gov.co/sistemasinfo/snies/>

Misas A. (2004). *La educación superior en Colombia: Análisis y estrategias para su desarrollo*. Universidad Nacional de Colombia. Recuperado de http://www.colombiaaprende.edu.co/html/investigadores/1609/articles-73081_archivo.pdf

Manterola C. & Otzen T. (2014). *Estudios Observacionales. Los Diseños Utilizados con Mayor Frecuencia en Investigación Clínica*. Recuperado de <http://scielo.conicyt.cl/pdf/ijmorphol/v32n2/art42.pdf>

Observatorio de la Universidad Colombiana (2017). *Costos 2017 de matrículas en educación superior, a niveles similares a los de 2014*. (Martes, 24 de abril 2018). Recuperado de <http://www.universidad.edu.co/index.php/noticias/14668-costos-2017-de-matriculas-en-educacion-superior-a-niveles-similares-a-los-de-2014>

Organización de las Naciones Unidas para la Educación (UNESCO) (2014). *Aportes de la Reunión de Cátedras UNESCO sobre la educación superior, las TIC en la educación y los profesores* Recuperado de <http://www.unesco.org/new/fileadmin/MULTIMEDIA/HQ/ED/pdf/UNESCO-summary-report-chairs-2014-1.pdf>

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (2015). *Estudios económicos de la OCDE Colombia*. Recuperado de http://www.oecd.org/eco/surveys/Overview_Colombia_ESP.pdf

Pardo, R. O. (2006) *Acumulación de capital humano y gasto público en educación: Un Modelo OLG para Colombia*. Archivos de Economía. Dirección de Estudios Económicos, E Departamento nacional de Planeación, 303.

Pérez M. & Trespalacios A. (2014). *Simulación Modelo VAR IPP-IPC*. Cuad.adm. vol.30 no.52 Cali July/Dec. 2014 pp.84-93. ISSN 0120-4645. Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-46452014000200009&script=sci_arttext&tlng=pt

Pulido, A. (2016). “*Mosaico de predicciones para el debate a cuatro*”. En <http://blog.antoniopulido.es/mosaico-de-predicciones-para-el-debate-a-cuatro>. [Último acceso: abril de 2017].

Resolución N° 20434 (28 de Octubre de 2016). *Disposiciones relacionadas con la administración de la información en el Sistema Nacional de Información de la Educación Superior (SNIES) y el reporte de información sobre el incremento de derechos pecuniarios, y se deroga la Resolución No.12161 de 2015*. Recuperado de: <https://www.mineduacion.gov.co/1759/w3-article-358447.html>

Sevillano, M.L., Pascual, M.A. y Bartolomé, D. (2017), *Investigar para innovar en enseñanza*. Madrid: Pearson Educación, S.A.

Sivanandam, Ahrens, Fernandes (2016). *Application of SARIMAX Model to Forecast Daily Sales in Food Retail Industry*. Deggendorf Institute of Technology, Germany
Recuperado de <http://https://www.researchgate.net/publication/296477650>

Trujillo C., Sepulveda S. y Parra H. (2011). *La Educación Superior En Colombia Retos y Perspectivas Actuales*. Scientia et Technica Año XVII, No 47

Verdú C.,González C.Mora J. (2013). *Determinantes de la Demanda de Educación Universitaria En Colombia 1980-2010*. Revista de Economía Institucional, vol. 15, n.º 29, segundo semestre/2013, pp. 169-194